



UNIVERSIDADE DA FORÇA AÉREA
PRÓ-REITORIA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS AEROESPACIAIS

MILTON ALEXANDRE DE OLIVEIRA, Cap QOECTA

**Mensuração da eficiência em Provedores de Serviço de Navegação Aérea (PSNA)
brasileiros por meio da Análise Envoltória de Dados (DEA)**

Rio de Janeiro
2025

UNIVERSIDADE DA FORÇA AÉREA
PRÓ-REITORIA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS AEROESPACIAIS

MILTON ALEXANDRE DE OLIVEIRA, Cap QOECTA

**Mensuração da eficiência em Provedores de Serviço de Navegação Aérea (PSNA)
brasileiros por meio da Análise Envoltória de Dados (DEA)**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Aeroespaciais da Universidade da Força Aérea, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Ciências Aeroespaciais.
Orientador: Prof. Dr. Carlos Eduardo Valle Rosa

Rio de Janeiro
2025

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca da UNIFA

Oliveira, Milton Alexandre de

O48m

Mensuração da eficiência em provedores de serviço de navegação aérea (PSNA) brasileiros por meio da análise envoltória de dados (DEA). / Milton Alexandre de Oliveira. – Rio de Janeiro: Universidade da Força Aérea, 2025.

152 f.: il., enc.

Orientador: Prof Dr Carlos Eduardo Valle Rosa

Dissertação (mestrado) – Universidade da Força Aérea, Rio de Janeiro, 2025.

Referências: f. 99-109

1. Eficiência. 2. Análise envoltória de dados. 3. Provedor de serviço. I. Título. II. Rosa, Carlos Eduardo Valle. III. Universidade da Força Aérea.

CDU: 351.814.3

MILTON ALEXANDRE DE OLIVEIRA, Cap QOECTA

Mensuração da eficiência em Provedores de Serviço de Navegação Aérea (PSNA) por meio da Análise Envoltória de Dados (DEA)

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Aeroespaciais da Universidade da Força Aérea, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Ciências Aeroespaciais.

Aprovado por:

Prof. Dr. CARLOS EDUARDO VALLE ROSA (UNIFA) – Orientador

Prof. Dr. FLAVIO NERI HADMANN JASPER (UNIFA)

Prof. Dr. ANEIRSON FRANCISCO DA SILVA (UNESP)

Rio de Janeiro

Abril de 2025



**MINISTÉRIO DA DEFESA
COMANDO DA AERONÁUTICA
UNIVERSIDADE DA FORÇA AÉREA**

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS AEROESPACIAIS

ATA

Ata de Exame de Defesa de Dissertação de Mestrado intitulada **MENSURAÇÃO DA EFICIÊNCIA EM PROVEDORES DE SERVIÇO DE NAVEGAÇÃO AÉREA (PSNA) POR MEIO DA ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS (DEA)**, de **MILTON ALEXANDRE DE OLIVEIRA**, realizada no dia 29 de abril de 2025, no Programa de Pós-Graduação em Ciências Aeroespaciais (PPGCA), nível Mestrado, modalidade Profissional, da Universidade da Força Aérea (UNIFA). Ao vigésimo nono dia do mês de abril de dois mil e vinte e cinco, reuniu-se, por videoconferência, às 09 h, a Banca Examinadora, constituída pelos seguintes Membros Titulares:

Prof. Dr. CARLOS EDUARDO VALLE ROSA (UNIFA) – Orientador;

Prof. Dr. FLAVIO NERI HADMANN JASPER (UNIFA); e

Prof. Dr. ANEIRSON FRANCISCO DA SILVA (UNESP).

Atendidas as exigências regulamentares, a Banca do Exame de Defesa decidiu:

APROVAR.

Nada mais havendo a tratar, eu, **Prof. Dr. Prof. Dr. CARLOS EDUARDO VALLE ROSA**, pela Coordenação do PPGCA/UNIFA, lavrei a presente ata, que vai por mim datada e assinada, assim como pelos demais integrantes da Banca do Exame de Defesa.

Rio de Janeiro, RJ, 29 de abril de 2025.

Documento assinado digitalmente

gov.br

CARLOS EDUARDO VALLE ROSA

Data: 29/04/2025 10:37:57-0300

Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Prof. Dr. CARLOS EDUARDO VALLE ROSA – UNIFA

Presidente da Banca de Defesa

Documento assinado digitalmente

gov.br

FLAVIO NERI HADMANN JASPER

Data: 29/04/2025 12:41:06-0300

Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. FLÁVIO NERI HADMANN JASPER – UNIFA

Examinador Interno

Documento assinado digitalmente

gov.br

ANEIRSON FRANCISCO DA SILVA

Data: 29/04/2025 11:14:08-0300

Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. ANEIRSON FRANCISCO DA SILVA – UNESP

Examinador Externo

DEDICATÓRIA

À Deus, ao fortalecer a minha Fé, à minha família, pelo apoio incondicional, aos meus amigos e professores, cuja inspiração e incentivo foram essenciais para a realização deste trabalho.

AGRADECIMENTOS

Ao olhar para toda a jornada que me trouxe até aqui, percebo que este caminho não foi trilhado sozinho. Cada desafio superado, cada instante de estudo, cada momento de dúvida e cansaço só foram vencidos porque tive ao meu lado pessoas e instituições incríveis que me sustentaram com amor, amizade e apoio incondicional.

Primeiramente, a Deus, minha fonte inesgotável de força e sabedoria. Nos momentos de incerteza, foi na fé que encontrei coragem para continuar. Agradeço por cada oportunidade, cada aprendizado e pela graça de ter chegado até aqui.

A minha família, minha base, minha fortaleza. Aos meus pais, que me ensinaram desde cedo o valor do esforço e da dedicação, e de concluir tudo o que começou e buscar com amor a fazer o melhor que conseguir.

À minha esposa que soube compreender minha ausência, minhas preocupações e que, com paciência e carinho, foi quem me apoiou e ajudou a me organizar no tempo e me manteve na proa da perseverança apesar dos ventos turbulentos.

Aos meus amigos, verdadeiros irmãos de caminhada, que me ajudaram a manter o equilíbrio entre as responsabilidades e os momentos de descontração. Nos momentos em que o cansaço quase me venceu, foram os que trouxeram leveza, palavras de ânimo e a certeza de que o esforço valeria a pena.

Aos amigos dos setores militares que verdadeiramente contribuíram com a sua visão crítica e vontade de implementar estudos que pudessem melhorar a eficiência no nosso ambiente de trabalho. Certamente, contribuíram por meio de palavras e postura profissional para que eu pudesse avançar nessa trajetória acadêmica.

Aos professores da Universidade da Força Aérea, em especial ao meu orientador, pelo conhecimento compartilhado, pela extrema paciência, dedicação e compreensão das minhas dificuldades ao longo dessa jornada. Cada ensinamento, cada orientação e cada palavra de incentivo foram fundamentais para minha evolução acadêmica e pessoal. Sou profundamente grato por todo o apoio e por terem despertado em mim o desejo contínuo de aprender e evoluir.

Por fim, um agradecimento especial à Força Aérea Brasileira, que me proporciona participar de trabalhos que instigam constantemente a melhoria do desempenho e me permitiu amizades em diversas organizações nacionais e internacionais, por meio das quais consegui muito mais do que almejei: conselhos, palavras de encorajamento, experiências enriquecedoras e, por fim, acesso a dados. Tudo foi essencial para essa conquista. Este trabalho não é apenas meu, mas de todos que fizeram parte dessa caminhada.

A eficiência organizacional nasce da disciplina da mensuração e do ajuste contínuo. (Ohno, 1988)

RESUMO

A eficiência é apresentada como um aspecto crucial do desempenho organizacional, que requer a busca constante por habilidades em transformar seus recursos em resultados de modo a evitar desperdícios. A Análise Envoltória de Dados (DEA) tem o propósito de conduzir as organizações na missão de serem eficientes ou de se manterem eficientes. O foco desse trabalho é na mensuração da eficiência relativa de Provedores de Serviço de Navegação Aérea (PSNA) brasileiros com o emprego de variáveis operacionais por meio da DEA. Foram utilizados os modelos clássicos CRS e VRS, com orientação a *inputs* (número de controladores e média de horas trabalhadas) e *outputs* (número de voos e horas voadas), analisando dados de 17 unidades que prestam o serviço de controle de tráfego aéreo em seus grupos de espaços aéreos entre julho e outubro de 2023. Os resultados foram obtidos por meio da utilização da linguagem R, seguindo uma abordagem metodológica que abrange a concepção, modelagem e resolução por meio de modelos teórico, lógico e matemático, permitindo a replicabilidade do trabalho. Os resultados permitiram análises robustas sobre os níveis de eficiência entre as unidades analisadas. Para ranqueamento, empregou-se a fronteira invertida e a eficiência composta, identificando APP SP, APP MN e ACC RE como *benchmarks* consistentes. A pesquisa contribui para a literatura ao aplicar a DEA no contexto brasileiro, já que os estudos são predominantes no cenário europeu, além de oferecer *insights* valiosos na otimização de recursos e na melhoria da eficiência para o DECEA e os órgãos de controle de tráfego aéreo subordinados.

Palavras-chaves: eficiência; Análise Envoltória de Dados; Provedores de Serviço de Navegação Aérea.

ABSTRACT

Efficiency is presented as a crucial aspect of organizational performance, requiring the continuous pursuit of skills to transform resources into results in order to avoid waste. Data Envelopment Analysis (DEA) aims to guide organizations in their mission to become or remain efficient. This study focuses on measuring the relative efficiency of Brazilian Air Navigation Service Providers (ANSPs) by employing operational variables through DEA. The classical CRS and VRS models were used, with an input orientation (number of controllers and average hours worked) and outputs (number of flights and flight hours), analyzing data from 17 units that provide air traffic control services within their respective airspace groups between July and October 2023. The results were obtained using the R programming language, following a methodological approach that encompasses the design, modeling, and solving of theoretical, logical, and mathematical models, ensuring the replicability of the study. The results allowed for robust analyses of efficiency levels among the units assessed. For ranking purposes, the inverted frontier and composite efficiency were applied, identifying APP SP, APP MN, and ACC RE as consistent benchmarks. This research contributes to the literature by applying DEA in the Brazilian context, as most studies are concentrated in the European setting. Furthermore, it provides valuable insights into resource optimization and efficiency improvement for DECEA and its subordinate air traffic control bodies.

Keywords: *efficiency; Data Envelopment Analysis; Air Navigation Service Providers.*

LISTAS DE FIGURAS

Figura 1 – Rotas mais voadas pela aviação comercial em 2024	19
Figura 2 – Componentes do desempenho.....	23
Figura 3 – Categorias de Serviços de Navegação Aérea	25
Figura 4 – Níveis operacionais ATC.....	26
Figura 5 – Fatores que afetam a eficiência do órgão ATC.....	28
Figura 6 – Decomposição da eficiência.....	30
Figura 7 – Diagrama de produtividade e eficiência.....	33
Figura 8 – Representação de uma DMU	34
Figura 9 – Visão contextual da DEA	39
Figura 10 – Cronologia dos estudiosos de eficiência	42
Figura 11 – Eficiências obtidas em cada modelo clássico.....	44
Figura 12 – Representação gráfica dos Modelos CCR (CRS) e BCC (VRS)	45
Figura 13 – Fluxograma PRISMA.....	60
Figura 14 – Etapas do método de cálculo da eficiência	69
Figura 15 – Concepção	71
Figura 16 – Fluxograma da resolução	76
Figura 17 - Gráficos mensais do ranqueamento comparativo entre a eficiência composta e clássica.....	93

LISTAS DE QUADROS E TABELAS

Quadro 1 – Algumas vantagens e limitações das abordagens.....	37
Quadro 2 – Síntese das evidências científicas: relação de <i>inputs</i> e <i>outputs</i>	66
Quadro 3 – Síntese das evidências científicas: fatores que afetam a eficiência	66

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Compilação das Variáveis de <i>Inputs</i> e <i>Outputs</i> de Julho a Outubro de 2023	80
Tabela 2 – Eficiência Técnica e de Escala das DMUs nos Modelos CRS e VRS com Orientação a <i>Outputs</i>	82
Tabela 3 - Eficiência Técnica e de Escala das DMUs nos Modelos CRS e VRS com Orientação a <i>Inputs</i>	84
Tabela 4 – Comparação dos resultados do Modelo VRS com orientação a <i>Outputs</i> e a <i>Input</i>	86
Tabela 5 - Classificação das DMUs com base na natureza dos retornos de escala	90
Tabela 6 - Modelo VRS orientado a <i>inputs</i> com os escores de eficiência tradicional, invertida e composta.....	92
Tabela 7 – DMUs e suas unidades <i>Benchmarks</i>	94

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	15
1.1	Justificativa e Relevância Científica	16
1.2	Questão de Pesquisa e Objetivos	17
1.3	Material e Métodos	17
1.3.1	Caracterização do Estudo.....	17
1.3.2	Seleção das Unidades de Análise.....	18
1.3.3	Definição das Variáveis do Modelo DEA.....	19
1.3.4	Modelagem da DEA	19
1.3.5	Coleta de Dados	20
1.3.6	Processamento e Análise dos Dados	20
1.4	Delimitação da Pesquisa.....	21
1.5	Estrutura do Trabalho.....	21
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	23
2.1	Serviços de Navegação Aérea.....	24
2.2	Provedores de Serviço de Navegação Aérea (PSNA).....	26
2.2.1	Níveis Operacionais dos PSNA	26
2.2.2	Fatores que afetam a eficiência dos PSNA	27
2.3	Eficiência.....	28
2.4	Eficácia.....	31
2.5	Produtividade	33
2.6	Unidades Tomadoras de Decisão (DMU).....	34
2.7	Alvos e Benchmarking.....	35
2.8	Teoria da Produção.....	35
3	ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS (DEA)	39
3.1	Origens dos estudos sobre eficiência	39
3.2	Modelos Clássicos de Análise Envoltória de Dados	43
3.3	Orientações dos Modelos DEA	45
3.4	Modelagens da DEA	46
3.5	Potencialidades e Limitações da DEA.....	54
3.5.1	Potencialidades	54
3.5.2	Limitações.....	55

4	REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA ACERCA DA MENSURAÇÃO DA EFICIÊNCIA EM PSNA POR MEIO DA DEA	57
4.1	Método	58
4.2	Análise e discussão dos resultados	60
4.3	Considerações finais	67
5	METODOLOGIA CIENTÍFICA.....	68
5.1	CONCEPÇÃO	70
5.2	MODELAGEM	71
5.2.1	Seleção das DMUs e das variáveis.....	72
5.2.2	Escolha do modelo e perspectiva	72
5.2.3	Escolha da ferramenta computacional.....	73
5.3	RESOLUÇÃO.....	74
5.3.1	Implementação da técnica	74
5.3.2	Análises	74
6	APLICAÇÃO DA DEA EM PSNAs BRASILEIROS	77
6.1	APRESENTAÇÃO DAS DMUs	77
6.2	APRESENTAÇÃO DAS VARIÁVEIS DE <i>INPUTS</i> E DE <i>OUTPUTS</i>.....	79
6.3	CÁLCULO E ANÁLISES DOS RESULTADOS.....	81
6.3.1	Cálculo e análise da eficiência relativa pelos modelos CRS e VRS	81
6.3.2	Análise da natureza dos retornos de escala	88
6.3.3	Análise de <i>benchmarks</i>	91
7	CONCLUSÃO	96
	REFERÊNCIAS	99
	ANEXO A – ARTIGO CIENTÍFICO	110
	ANEXO B – DECISÃO EDITORIAL: ACEITE DA SUBMISSÃO DO ARTIGO.....	131
	ANEXO C – DMUs E SEUS GRUPOS DE SETORES	132
	ANEXO D – MANUAL DE MENSURAÇÃO DA EFICIÊNCIA RELATIVA.....	138

1 INTRODUÇÃO

O desempenho organizacional está relacionado à eficiência com que a organização transforma os recursos alocados em produtos e resultados (Lapa; Neiva, 1996). A eficiência da organização pode ser analisada sob o ponto de vista de possibilidades físicas de produção. Essa eficiência é denominada de eficiência produtiva, que se refere à habilidade de evitar desperdícios, produzindo tantos resultados quanto os recursos utilizados permitem ou utilizando o mínimo de recursos possível para aquela produção (Belloni, 2000). O conceito de eficiência produtiva pode ser aplicado para quaisquer organizações que transformem um conjunto de entradas (*inputs*) em um conjunto de saídas (*outputs*), chamadas genericamente de Unidades Tomadoras de Decisões (*Decision Making Units* – DMU) (Mariano, 2008).

Dentre essas organizações, destacam-se os Provedores de Serviços de Navegação Aérea (PSNA), que exercem importante papel no sistema de controle de tráfego aéreo ao permitirem a conexão entre as companhias aéreas e os aeroportos durante as atividades de transporte aéreo. Os provedores desempenham diversos serviços, dentre eles, o gerenciamento de tráfego aéreo (*Air Traffic Management* – ATM) (International Civil Aviation Organization [ICAO], 2013). Por meio deles, torna-se real o conceito de ATM, que é o gerenciamento integrado e dinâmico do tráfego aéreo e do espaço aéreo de modo seguro, econômico e eficiente (ICAO, 2005). Os PSNA podem ser estruturados hierarquicamente em níveis operacionais com a finalidade de gerenciar o tráfego aéreo. Standfuss, Fichert e Whittome (2018) descrevem os PSNA europeus em níveis operacionais, em que cada nível é caracterizado por objetivos específicos e sujeito a restrições, bem como a influências ambientais.

Para calcular a eficiência produtiva de um conjunto de DMUs, foi necessário, primeiramente, estabelecer um indicador de desempenho capaz de avaliar sua performance. Esse indicador, denominado “produtividade”, foi definido como a razão entre os *inputs* e os *outputs* da respectiva DMU (Mariano, 2008).

Farrel (1957) foi o primeiro a propor um processo para avaliar a eficiência relativa de diversas DMUs. De acordo com a literatura, Charnes *et al.* (1978) implementaram e popularizaram a Análise Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis* – DEA), uma metodologia de avaliação dessa eficiência (Mariano, 2008).

A DEA é uma das modelagens quantitativas que auxilia na tomada de decisão por meio do emprego de técnica de programação matemática. Essa análise auxilia, de maneira eficaz, a resolução do problema do cálculo da eficiência relativa, com base em um modelo de programação linear, a qual pode ser sistematizada e facilmente resolvida com ferramentas

computacionais disponíveis no mercado (Batista, 2009).

O emprego da Análise Envoltória de Dados em PSNA tem ocorrido desde 2013 (Button; Neiva, 2013), predominantemente em provedores europeus. O presente estudo aborda a DEA em um conjunto de 17 DMUs existentes em PSNA brasileiros à nível operacional de grupo de setores, visto que, nesse nível, os PSNA têm o objetivo de dividir ou unir setores para adaptar a capacidade à demanda (Standfuss; Fichert; Whittome, 2018). Portanto, alocam controladores de tráfego aéreo (*Air Traffic Control Officer* – ATCO) conforme os setores a fim de prover os serviços de controle de tráfego aéreo.

1.1 JUSTIFICATIVA E RELEVÂNCIA CIENTÍFICA

Esta pesquisa justifica-se sob o escopo de um planejamento institucional da Força Aérea Brasileira (FAB). À nível estratégico, o Plano Estratégico Militar da Aeronáutica (PEMAER) enuncia como processo institucional o emprego da FAB no controle do espaço aéreo brasileiro em apoio à aviação civil e militar (Brasil, 2020a). Um dos protagonistas nesse processo é o Departamento de Controle do Espaço Aéreo (DECEA), o qual deve observar, no ambiente operacional, uma diretriz que baliza todas as demais: a busca da eficiência na utilização dos recursos (materiais, humanos e financeiros) disponíveis (Brasil, 2018).

É sabido também que os provedores subordinados ao DECEA operam em um ambiente de complexidade elevada ao gerenciar seu efetivo operacional em diferentes níveis de demanda de tráfego aéreo. Além disso, esses PSNA prestam o serviço de controle de tráfego aéreo, por exemplo, de modo descentralizado pelo Brasil. A Análise Envoltória de Dados permite avaliar a eficiência desses provedores, considerando múltiplos *inputs* e *outputs*, sem a necessidade de uma função de produção pré-definida. Além disso, a DEA viabiliza a comparação dessas unidades, identificando aquelas que operam com melhores práticas e aquelas que podem melhorar seu desempenho.

Embora haja publicações referente à metodologia de indicadores ATM do Sistema de Controle do Espaço Aéreo Brasileiro (SISCEAB), os indicadores empregados, por exemplo, para horas de voo, número de ATCOs e horas trabalhadas não estão totalmente desenvolvidos (Brasil, 2024). Além disso, geralmente são utilizados como métricas isoladas ao serem empregados individualmente por órgão operacional e sem considerar as particularidades dos grupos de setores de espaço aéreo existentes (Brasil, 2020b). Logo, esses indicadores podem ser limitados por não capturarem a complexidade das operações. A DEA pode validar e aprimorar esses indicadores ao considerar conjuntos de variáveis e de órgãos de controle de

tráfego aéreo e/ou grupos de setores de espaço aéreo, fornecendo uma visão mais completa da performance organizacional, constituindo-se como uma nova metodologia.

Também como justificativa, pode-se citar que o emprego da DEA em provedores brasileiros torna-se viável e inovador, já que tal técnica foi aplicada predominantemente em PSNA europeus, conforme revisão sistemática da literatura apresentada neste trabalho.

Por fim, o emprego da DEA na mensuração da eficiência dos Provedores de Serviços de Navegação Aérea no Brasil torna-se relevante devido à sua capacidade de avaliar a performance de forma abrangente, objetiva e comparativa, subsidiando a tomada de decisão e a otimização de recursos. Além disso, sua aplicação pode contribuir para maior eficiência operacional e melhoria contínua da qualidade dos serviços prestados no espaço aéreo brasileiro.

1.2 QUESTÃO DE PESQUISA E OBJETIVOS

Para o desenvolvimento desta pesquisa temos como questão norteadora: como mensurar a eficiência relativa em PSNA brasileiros por meio das variáveis operacionais de demanda e de controladores de tráfego aéreo?

O objetivo geral deste trabalho, portanto, é empregar a metodologia de mensuração da eficiência relativa, por meio da Análise Envoltória de Dados (DEA), em PSNA brasileiros. Para atingir esse objetivo, serão concluídos os seguintes objetivos específicos:

1. aplicar os modelos DEA clássicos com orientação a *inputs* e a *outputs*;
2. definir a eficiência relativa por meio das variáveis utilizadas;
3. definir *benchmarking* entre as DMUs analisadas;
4. elencar as DMUs analisadas em ordem de eficiência.

1.3 MATERIAL E MÉTODOS

A seguir está descrita, de modo sucinto, a abordagem adotada para a condução da pesquisa, permitindo sua replicação e garantindo a confiabilidade dos resultados. Nessa etapa, são apresentados os procedimentos metodológicos, as técnicas de coleta e análise de dados, bem como os instrumentos utilizados ao longo do estudo. Buscou-se o alinhamento com os objetivos da pesquisa, assegurando que os dados coletados sejam adequados para responder às questões investigadas. Tal assunto é abordado com mais profundidade em capítulo específico.

1.3.1 Caracterização do Estudo

Este estudo utilizou a Análise Envoltória de Dados (DEA) para avaliar a eficiência relativa de um conjunto de provedores de serviço de navegação aérea (PSNA) brasileiros. A DEA é uma técnica de programação linear não paramétrica, amplamente aplicada para comparar unidades produtivas que operam com múltiplos *inputs* e *outputs*, motivo pelo qual foi adotada como metodologia, uma vez que permite comparar DMUs com múltiplos *inputs* e *outputs*, permitindo identificar *benchmarks* e oportunidades de melhoria.

1.3.2 Seleção das Unidades de Análise

As unidades tomadoras de decisão, ou DMUs, deste estudo correspondem aos provedores de serviços de navegação aérea no Brasil. Esses provedores podem ser os órgãos de controle de tráfego aéreo que prestam tipicamente os Serviços de Controle de Tráfego Aéreo (*Air Traffic Service – ATS*), dentre eles, os Centros de Controle de Área (*Area Control Center – ACC*), os Controles de Aproximação (*Approach Control – APP*).

A seleção dessas DMUs seguiu os seguintes critérios:

- provedores que atuam no controle de tráfego aéreo dentro do espaço aéreo brasileiro;
- homogeneidade entre as unidades de tomada de decisão em relação às funções desempenhadas e às variáveis empregadas na mensuração da eficiência relativa;
- disponibilidade de dados operacionais consistentes e com o mesmo período de coleta.

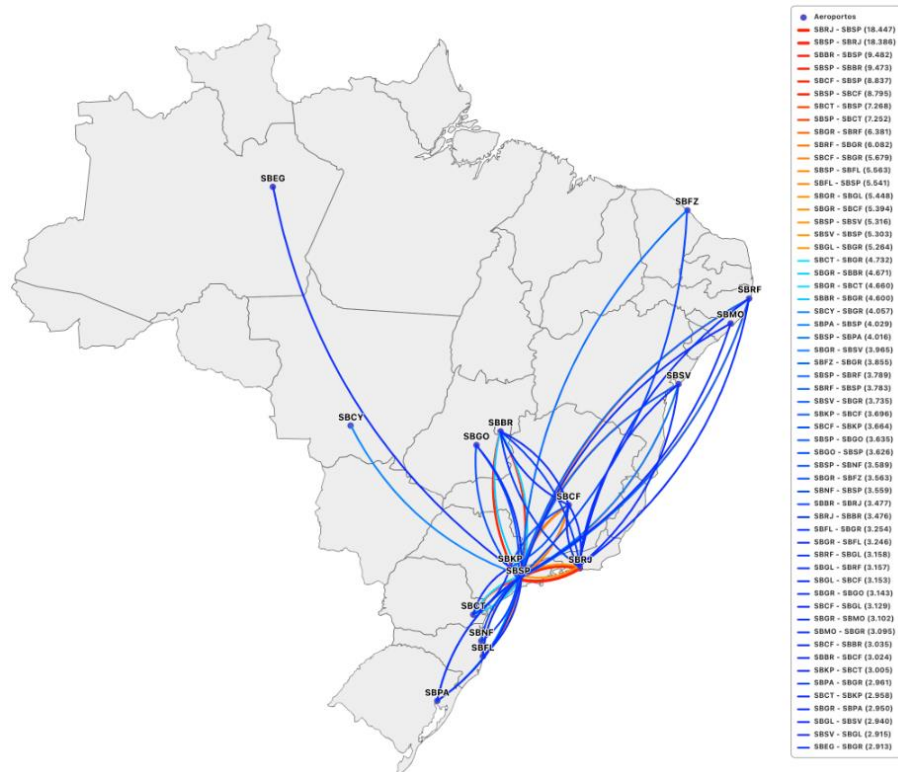
Ao final, foram consideradas como DMUs os seguintes órgãos operacionais:

- APPs: Controle de Aproximação São Paulo (APP-SP), Controle de Aproximação Rio (APP-RJ), Controle de Aproximação Belo Horizonte (APP-BH), Controle de Aproximação Manaus (APP-MN), Controle de Aproximação Brasília (APP-BR), Controle de Aproximação Recife (APP-RF), Controle de Aproximação Curitiba (APP-CT), Controle de Aproximação Florianópolis (APP-FL) e Controle de Aproximação Porto Alegre (APP-PA). Portanto, no total, foram considerados nove APPs como sendo nove DMUs distintas;
- ACCs: Controle de Área de Curitiba (ACC-CW), Controle de Área de Recife (ACC-RE), Controle de Área de Brasília (ACC-BR) e Controle de Área Amazônico (ACC-AZ). Em relação ao ACC-BR e ACC-AZ, por terem os espaços aéreos divididos em três regiões de controle de tráfego aéreo com o emprego distinto de variáveis de demanda e controladores em cada região, optou-se por considerar cada região desses dois ACCs como uma DMU. Totalizando oito DMUs distintas, a saber: ACC-CW; ACC-RE; ACC-BR (região Brasília); ACC-BR (região Rio); ACC-BR (região São Paulo); ACC-AZ

(região Porto Velho); ACC-AZ (região Manaus) e ACC-AZ (região Belém). Tais DMU estão ilustradas em figuras no Anexo C.

Ademais, como característica adicional, tais órgãos de prestação de serviço de controle de tráfego aéreo contemplam os espaços aéreos com as rotas mais voadas ao longo de 2024 pela aviação comercial, conforme demonstra a Figura 1.

Figura 1 – Rotas mais voadas pela aviação comercial em 2024



Fonte: Sistema de Controle do Espaço Aéreo Brasileiro (2024).

1.3.3 Definição das Variáveis do Modelo DEA

A escolha dos *inputs* e *outputs* seguiu a literatura analisada, o foco deste estudo e a disponibilidade de dados, conforme:

- *Inputs* (variáveis de entrada)
 - Número de controladores de tráfego aéreo (ATCOs) alocados em escala mensal;
 - média de horas mensal trabalhadas pelos ATCOs.
- *Outputs* (variáveis de saída)
 - Número de voos controlados mensalmente;
 - Total de horas de voos mensal.

1.3.4 Modelagem da DEA

A análise foi conduzida utilizando os seguintes modelos DEA:

- **Modelo de Retornos Constantes de Escala (CRS ou CCR) e Variáveis de Escala (VRS ou BCC):** sendo o modelo VRS adequado para cenários em que as unidades analisadas não operam necessariamente em escala ótima.
- **Orientação do Modelo:** a DEA foi aplicada com orientação a *inputs* e *outputs*.

Cabe mencionar que a DEA orientada para *inputs* pode ser mais apropriada, já que a principal preocupação dos órgãos de controle de tráfego aéreo é otimizar recursos. Porém, ao considerarmos que os *outputs* podem ser determinados pela demanda das companhias aéreas, a DEA com orientação a *outputs* poderia ser empregada com o objetivo de investigar qual o aumento máximo dos *outputs* poderia ser alcançado a partir dos recursos empregados (*inputs*).

1.3.5 Coleta de Dados

Os dados utilizados na modelagem DEA foram coletados entre os meses de julho a outubro de 2023, a partir de:

- escalas mensais cumpridas do Sistema de Gerenciamento de Pessoal Operacional (SGPO), por meio do qual se obteve os dados de *inputs*. O SGPO, desenvolvido pelo DECEA, tem como finalidade sistematizar o gerenciamento do efetivo operacional, incluindo os processos de inspeção de saúde dos controladores de tráfego aéreo, bem como sistematizar os processos de concessão de habilitação técnica;
- base de dados do Sistema Avançado de Gerenciamento de Informações de Tráfego Aéreo e Relatório de Interesse Operacional (SAGITARIO), por meio do qual se obteve os dados de *outputs*. Este sistema foi desenvolvido pela Atech do grupo Embraer e é um *software* nacional capaz de processar dados de diversas fontes de captação, como radares e satélites, consolidando-os em uma única apresentação visual para o controlador de tráfego aéreo. Ou seja, os dados armazenados podem ser transformados em relatórios.

1.3.6 Processamento e Análise dos Dados

A metodologia DEA foi aplicada utilizando a linguagem R, considerando os modelos de Retornos Constantes de Escala (*Constant Returns to Scale – CRS*) e Retornos Variáveis de Escala (*Variable Returns to Scale – VRS*). Foram implementadas tanto a orientação a *inputs*, para avaliar a eficiência na redução de insumos, quanto a orientação a *outputs*, para analisar a

maximização da produção. Para a análise, foi utilizado o Package *deaR* (ou Pacote *deaR*), garantindo um processamento eficiente dos dados e a obtenção das fronteiras de eficiência.

A versão utilizada foi a RStudio Desktop por ser gratuita e de código aberto, na qual estão inclusas todas as funcionalidades essenciais para o desenvolvimento em R, podendo ser baixada no site oficial: posit.co/download/rstudio-desktop.

1.4 DELIMITAÇÃO DA PESQUISA

Esta pesquisa analisou a eficiência relativa de PSNA brasileiros utilizando a Análise Envoltória de Dados nos modelos CRS e VRS. O estudo considerou dados do período de julho a outubro de 2023, abrangendo apenas 13 órgãos de controle de tráfego aéreo, sendo dois deles (ACC BS e ACC MN) considerados cada um com três DMUs distintas, uma vez que cada uma delas apresenta relação distinta entre variáveis selecionadas. Não serão analisadas outras variáveis que atuam sobre as DMUs, visto que foge do escopo deste estudo e existem limitações relacionadas à disponibilidade e escassez de dados. O período considerado também se refere às mesmas limitações mencionadas.

1.5 ESTRUTURA DO TRABALHO

Com o propósito de alcançar o objetivo geral, este estudo está estruturado em sete capítulos, considerando esta introdução, que apresenta brevemente a contextualização da pesquisa, bem como a justificativa, a relevância científica, a questão de pesquisa, os objetivos, as delimitações, o material e os métodos. No Capítulo 2, é realizada a fundamentação teórica com o propósito de apresentar conceitos cruciais para o entendimento da pesquisa, tais como: serviços de navegação aérea, PSNA, eficiência, eficácia, produtividade, teoria da produção, DMU, alvos e *benchmarking* com a finalidade de contextualização e familiaridade relacionados à limitação e ao escopo desta pesquisa.

No Capítulo 3, é descrita a metodologia de mensuração da eficiência: a DEA. Nessa descrição é abordada a história acerca da eficiência e de sua mensuração, citando os principais estudiosos sobre o assunto. Também nesse capítulo são apresentados os modelos clássicos de aplicação da DEA, o escopo de sua utilização, os tipos de orientação empregados, as formulações e possíveis extensões da técnica de mensuração de eficiência, e um breve levantamento das potencialidades e limitações dessa técnica.

No capítulo 4, se discorreu sobre a Revisão Sistemática da Literatura (RSL) da mensuração da eficiência em PSNA, de modo a apresentar um panorama completo sobre o

tema, organizando o conhecimento existente de forma lógica, com a finalidade de permitir o entendimento do que já foi estudado e como os conhecimentos estão conectados.

No capítulo 5, apresentou-se a metodologia empregada com a finalidade de definir como a pesquisa foi conduzida, garantindo transparência, credibilidade e replicabilidade dos resultados. Esse capítulo justifica as escolhas feitas, além de demonstrar a adequação do método ao problema de pesquisa.

No capítulo 6, a metodologia foi aplicada de fato em PSNA, permitindo a mensuração da eficiência para discussão e análise de resultados.

Por fim, o capítulo 7 traz as considerações finais, nas quais se mencionam as contribuições da pesquisa e as propostas de trabalhos futuros.

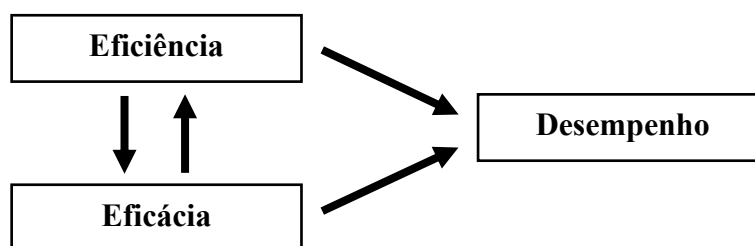
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

As organizações, em especial as que desempenham as atividades de ATC, existem com o propósito de atingirem seus objetivos específicos, tais como garantir a segurança operacional e a fluidez dos voos no espaço aéreo. É sabido que as atividades mencionadas são complexas e de imenso interesse de toda a sociedade. Diante desse cenário, as organizações, por meio da utilização de seus recursos, buscam transformá-los com o propósito de fornecer os produtos e serviços.

O desempenho das organizações nessa transformação pode ser analisado basicamente sob dois focos: o da eficiência e o da eficácia. Enquanto a eficiência relaciona-se com os meios de utilização, a eficácia enfatiza os resultados. Logo, ambos os termos são usados na avaliação e na mensuração do desempenho (Mouzas, 2006), mas sob focos distintos. A primeira está relacionada à utilização de recursos durante o processo, e a segunda refere-se ao alcance de resultados desse mesmo processo (Chiavenato, 2014, p. 161).

Nota-se que esses termos estão interrelacionados, uma vez que desempenho (também chamado de performance) pode ser entendido como uma combinação apropriada de eficiência e eficácia. Essa interrelação é intensificada visto que ambas são afetadas e influenciadas uma pela outra (Ozcan, 2014, p. 4), conforme demonstra a Figura 2. Por outro lado, a eficiência e a eficácia podem não ser alcançadas conjuntamente, mesmo assim seus resultados podem estar interligados. Além da relação entre eles, há evidências de que a eficiência é o caminho (e não uma condição necessária) para a eficácia ser alcançada (Pinto; Coronel, 2017). Logo, uma organização eficiente não necessariamente será eficaz e vice-versa. Embora haja interrelação entre esses dois aspectos, ainda não há uma metodologia capaz de mensurar sozinha a eficiência e a eficácia em conjunto (Biloslavo; Bagnoli; Figelj, 2013 *apud* Pinto; Coronel, 2017).

Figura 2 – Componentes do desempenho



Fonte: o autor com base em Ozcan (2014, p. 4)

Quanto ao “desempenho”, trata-se de um conceito relativo, uma vez que o desempenho de uma organização em um ano “X” poderia ser medido em relação a sua própria performance no ano anterior (“X” – 1) ou poderia ser medido em relação ao desempenho de outras

organizações no ano “X” (Prasada Rao; O`Donnell; Battese, 2005, p. 1). O desempenho pode assumir diversas dimensões que se interrelacionam: (a) de amplitude (funcional, divisional e global); (b) de tempo (curto, médio e longo prazo); (c) de qualidade (eficiência e eficácia); (d) de ocorrência (planejado, em realização e realizado); e (e) de natureza (operacional, econômico e financeiro) (Catelli, 1999, p. 194 *apud* Kassai, 2002). Além disso, as características dos indicadores de desempenho devem apresentar: (a) objetividade (evitar a subjetividade); (b) mensurabilidade (busca por quantificação); (c) compreensibilidade (devem ter significado para os gestores); (d) comparabilidade (entre períodos e entre organizações); e (e) custos (permitir análise de custo/benefício) (Kassai, 2002).

Neely *et al.* (1997), por meio de uma revisão da literatura, relacionam uma série de sugestões de características das medidas de desempenho, que complementam e reforçam o que foi mencionado anteriormente, dentre as quais, destacam-se: (a) de simples entendimento; (b) com foco na melhoria; (c) visível a todos; (d) relacionadas a objetivos (metas) específicas e alcançáveis; (e) baseadas em quantidades que possam ser influenciadas ou controladas por um ou mais de um usuário; (f) definidas claramente; e (g) objetivas (não baseadas em opinião). Em relação à mensuração do desempenho por meio de uma avaliação comparativa (*benchmarking*), há inúmeros estudos (Fried *et al.*, 2008; Lovell, 1992; Stepan e Fischer, 2014) sobre métodos e aplicações em setores econômicos, porém o *benchmarking*, em especial no contexto dos PSNA, foco deste trabalho, ainda é uma disciplina em estágio inicial (Standfuss *et al.*, 2024).

Para fins de contextualização da pesquisa, primeiramente conceituar-se-á os serviços de navegação aérea e dos provedores de serviços de navegação aérea, a fim de ter o entendimento geral do cenário estudado para a mensuração do desempenho necessário para a obtenção da eficiência relativa por meio da Análise Envoltória de Dados.

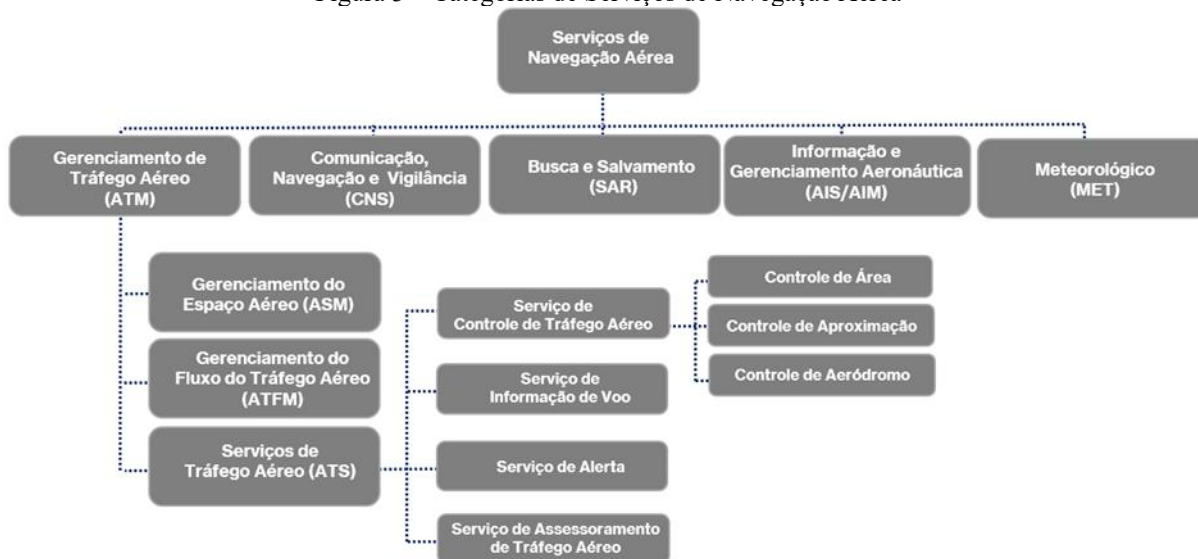
Devido à relevância da eficiência e da eficácia para o desempenho organizacional e pela sua estreita relação, foram apresentados mais detalhes acerca de suas definições, a fim de oferecer um melhor entendimento. Ressalta-se que também está relacionado ao desempenho o conceito de produtividade (Lapa; Neiva, 1996), o qual também será discutido ao longo deste trabalho. Adicionalmente, estão presentes também os conceitos de *benchmarking* e teoria da produção, os quais se relacionam ao emprego da metodologia DEA. Devido sua relevância para este estudo, a DEA será apresentada no capítulo a seguir.

2.1 SERVIÇOS DE NAVEGAÇÃO AÉREA

Os serviços de navegação aérea surgiram em 1944, com a partir da Convenção de

Chicago. Três anos depois dessa Convenção, em 1947, criou-se a International Civil Aviation Organization (ICAO) e definiu-se que cada Estado-membro, dentre eles o Brasil, seria responsável pela prestação dos serviços de navegação aérea em seu território e no espaço aéreo de sua jurisdição (ICAO, 2016). Portanto, os Estados-membro tornaram-se soberanos para controlar o espaço aéreo sobre suas terras, águas e territórios (Neiva, 2015, p. 28).

Figura 3 – Categorias de Serviços de Navegação Aérea



Fonte: o autor (2025).

Os serviços de navegação aérea incluem o gerenciamento de tráfego aéreo (ATM); de comunicação, navegação e vigilância (CNS); busca e salvamento (SAR); informação aeronáutica e seu gerenciamento (AIS/AIM); e meteorologia (MET), conforme ilustrado na Figura 3. São oferecidos ao tráfego aéreo em todas as fases — aproximação, decolagem e em cruzeiro (ICAO, 2013) — e prestados pelos Provedores de Serviços de Navegação Aérea (PSNA).

Uma pode ser qualquer entidade que ofereça serviços ATM ou demais serviços de navegação aérea, não se limitando a uma única organização (ICAO, 2013). Esses serviços possibilitam a conexão entre dois elementos fundamentais do sistema de transporte aéreo — companhia aérea e aeroportos —, concretizando o conceito de ATM como o gerenciamento integrado e dinâmico do tráfego e do espaço aéreo (ICAO, 2005).

Para assegurar sua sustentabilidade e continuidade, tais serviços devem ser seguros, econômicos e eficientes (Santos *et al.*, 2017). No âmbito da eficiência, a comparação entre diferentes PSNA é uma ferramenta relevante para fomentar melhorias e difundir boas práticas (ICAO, 2013).

2.2 PROVEDORES DE SERVIÇO DE NAVEGAÇÃO AÉREA (PSNA)

A estrutura organizacional dos PSNA é definida por cada país, de acordo com a organização de seu espaço aéreo e diretrizes de política governamental (ICAO, 2013). Globalmente, os PSNA podem assumir três configurações: autônoma (entidade independente), privada ou governamental — esta última, a forma historicamente predominante (ICAO, 2013).

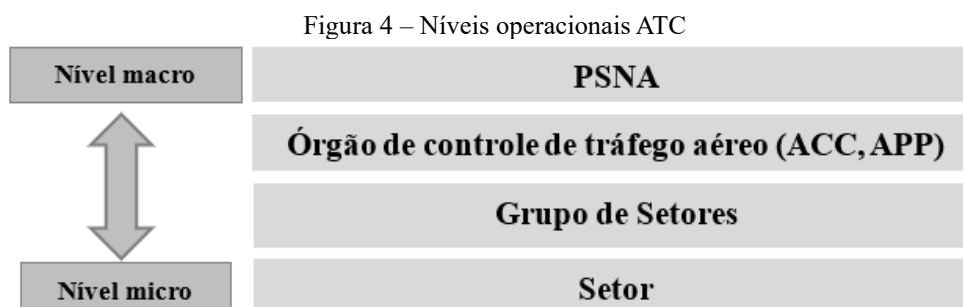
Não há uma estrutura organizacional única ideal para todos os PSNA. A escolha do modelo mais adequado deve considerar fatores estruturais, legais, econômicos, financeiros, operacionais e técnicos (ICAO, 2013).

As três formas de organização estão presentes no cenário internacional. No Brasil, adota-se a estrutura governamental, com PSNA majoritariamente atrelados à estrutura militar. Esses provedores prestam os serviços de navegação aérea, incluindo o gerenciamento de tráfego aéreo e os serviços de controle de tráfego.

Os PSNA brasileiros integram o Sistema de Controle do Espaço Aéreo Brasileiro (SISCEAB), cujo órgão central é o DECEA. Em articulação com os demais elos do sistema, o DECEA busca garantir a máxima eficiência das operações aéreas (Brasil, 2024).

2.2.1 Níveis Operacionais dos PSNA

Segundo Standfuss e Schultz (2017), os Provedores de Serviços de Navegação Aérea (PSNA) desempenham um papel fundamental na segurança e eficiência do tráfego aéreo em constante crescimento. Os autores organizam os serviços de controle de tráfego aéreo (ATC) em níveis operacionais hierárquicos, conforme ilustrado na Figura 4. Essa estrutura contribui para a função global do PSNA de garantir a segurança e a eficiência do tráfego aéreo.



Fonte: o autor com base em Standfuss e Schultz (2017).

No topo da hierarquia, encontra-se o PSNA como entidade responsável pela segurança e eficiência do tráfego aéreo em seu espaço aéreo designado. O foco está na entidade como um todo, ou seja, na dimensão do espaço aéreo sob sua jurisdição e em suas responsabilidades primárias de segurança, capacidade, bem como aspectos regulatórios e operacionais, e na

crecente importância da avaliação de seu desempenho e eficiência.

O nível seguinte corresponde aos órgãos de controle de tráfego aéreo, como os Centros de Controle de Área (ACC) e os de Aproximação (APP), cuja atuação varia conforme o tipo de espaço aéreo (inferior, superior ou ambos) e sua localização geográfica, os serviços prestados e os equipamentos disponíveis. O nível intermediário, grupo de setores, concentra-se na operação dos controladores de tráfego aéreo (ATCOs), em sua interação com a demanda de tráfego e nas atividades de controle propriamente ditas. Por fim, o nível mais baixo, setor, relaciona-se à capacidade de tráfego e ao tempo de ocupação do espaço aéreo de modo isolado.

A estrutura operacional de um PSNA é influenciada por fatores como geografia, configuração do espaço aéreo e características do tráfego (Standfuss; Schultz, 2017), os quais impactam sua eficiência em todos os níveis. O presente estudo foca nas variáveis existentes no nível de grupo de setores: número de ATCOs e demanda de tráfego.

2.2.2 Fatores que afetam a eficiência dos PSNA

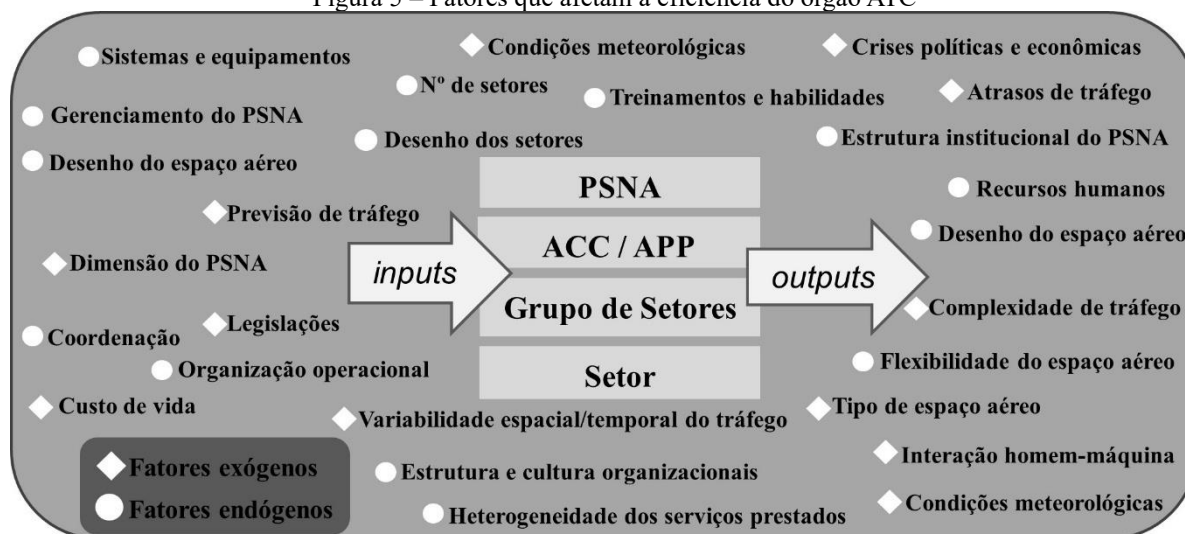
Segundo a Nota Técnica elaborada pela EUROCONTROL Performance Review Unit (PRU)¹, a pedido da Performance Review Commission (PRC), diversos fatores exógenos e endógenos influenciam o desempenho dos Provedores de Serviço de Navegação Aérea (PSNA), especialmente no que se refere a atrasos no ATFM e à carga horária dos controladores de tráfego aéreo (EUROCONTROL, 2020).

Esses fatores foram inicialmente relacionados no *ATM Cost-Effectiveness (ACE) Benchmarking Report*, em 2007, e classificados em duas categorias: exógenos, fora do controle do PSNA, e endógenos, sob controle do PSNA (EUROCONTROL, 2020). Os fatores exógenos subdividem-se em aspectos jurídicos, econômico-sociais e operacionais; os endógenos, em aspectos organizacionais, gerenciais, financeiros, operacionais e técnicos.

Os relatórios da ACE adotam uma abordagem de mensuração de quais são os indicadores, não inferindo quais deveriam ser esses indicadores (análise normativa) (EUROCONTROL, 2020). De modo ilustrativo, a Figura 5 apresenta os principais fatores encontrados nesses relatórios e em artigos científicos.

¹ A *Performance Review Unit* (PRU), desde a sua criação em 1998, é responsável por monitorar e revisar o desempenho do Sistema Europeu de ATM em várias áreas-chave de desempenho e apoia a *Performance Review Commission* (PRC) na execução de suas tarefas e programa de trabalho com o devido nível de independência.

Figura 5 – Fatores que afetam a eficiência do órgão ATC



Fonte: o autor (2025).

Dentre esses fatores, a complexidade de tráfego destaca-se como variável-chave, por influenciar e ser influenciada por elementos como o tamanho e a capacidade do espaço aéreo (Standfuss; Whittome; Ruiz-Gauna, 2021). Para Mihetec, Miljak e Steiner (2014), a complexidade pode ser definida como a dificuldade inerente à análise e resolução de uma operação ou tarefa. No contexto do tráfego aéreo, refere-se às exigências psicofísicas impostas a pilotos e controladores.

Majumdar e Ochieng (2002) apontam que a complexidade do ATC resulta da interação entre as características do setor e do tráfego, determinando a carga de trabalho do controlador. Embora o termo seja amplamente usado para descrever desafios operacionais, ainda não há uma definição consensual na literatura especializada.

O método de mensuração da complexidade varia conforme a aplicação desejada. Em 2006, um Grupo de Trabalho (GT) da EUROCONTROL identificou diversas dimensões da complexidade, selecionando indicadores específicos e de fácil interpretação. O resultando foi a definição de quatro dimensões principais: densidade de tráfego, evolução do tráfego, estrutura dos fluxos e *mix* de tráfegos. A densidade de tráfego foca na interação vertical entre tráfegos considerando um determinada dimensão de espaço aéreo; a evolução do tráfego captura a interação entre os tráfegos (subidas, descidas e cruzamentos); a estrutura do fluxo analisa interações horizontais potenciais com base nas direções da aeronave e, por fim, o *mix* de tráfegos considera as interações entre os tráfegos com base nas velocidades das aeronaves (Bélgica, 2006).

2.3 EFICIÊNCIA

O conceito de eficiência surge no final do século XIX e início do século XX, impulsionado pela Revolução Industrial, que introduz um novo modo de produzir com foco na racionalização do trabalho, e pelo surgimento das primeiras teorias da Administração, como a Teoria Científica de Frederick W. Taylor (1856-1915), a qual se fundamenta em estudos de tempos e movimentos, com o objetivo de melhorar a eficiência do trabalhador (Matos; Pires, 2006).

Segundo Chiavenato (2014, p. 161), a eficiência está relacionada aos recursos que serão utilizados por uma organização para alcançar seus resultados, sendo determinada pela capacidade de evitar desperdício de recursos e de tempo para produzir um resultado determinado. Sob a ótica matemática, eficiência é a relação entre saídas (*outputs*) e entradas (*inputs*) (Barbosa; Fuchigami, 2018, p. 2). Nesse sentido, a eficiência reflete o grau de sucesso de uma organização em transformar insumos em produtos (Farrell, 1957).

Logo, o foco da eficiência está nos meios e métodos aplicados, ou seja, na otimização da aplicação dos recursos utilizados em relação aos resultados alcançados — produzir mais com menos recursos. Trata-se, portanto, de uma relação entre *inputs* e *outputs* (Chiavenato, 2014, p. 62).

Pode-se dizer que a eficiência, por seu caráter abrangente, é aplicável a diversos sistemas e contextos, e, portanto, pode ser definida em mais de um tipo, dependendo do sistema e do indicador de desempenho (Neely; Gregory; Platts, 1995). Independente do sistema em discussão e do indicador utilizado, a eficiência pode ser expressa como a razão entre o valor atual do indicador de desempenho e o valor máximo possível. Para indicadores do tipo inversamente proporcional, entre o valor mínimo possível e o valor atual do indicador do sistema, conforme a Expressão (1) (Cooper; Seiford; Tone, 2007).

$$E = Ind / Ind_{m\acute{a}x} \text{ ou } E = Ind_{m\acute{i}n} / Ind \quad (1)$$

Sendo,

E: Eficiência;

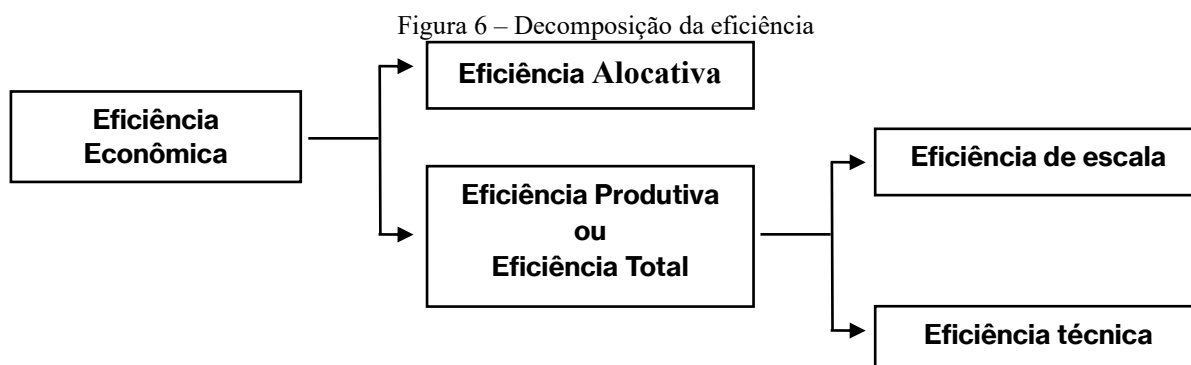
Ind: Indicador atual do sistema;

Ind_{máx}: Máximo valor que o sistema pode alcançar no indicador;

Ind_{mín}: Mínimo valor que o sistema pode alcançar no indicador.

Em diversos sistemas produtivos, como o de controle de tráfego aéreo, a eficiência, frequentemente, é conceituada como eficiência econômica, entendida como a capacidade de produzir o máximo de resultados com o mínimo de recursos, energia e tempo (Sander, 1995).

Essa abordagem considera o comportamento das unidades produtivas (Mariano, 2008) e pode ser decomposta em outros componentes, conforme a Figura 6.



Fonte: o autor (2025).

Na prática, a eficiência econômica, a mais ampla de todas, abrange indicadores como custos, receitas e lucros, avaliados em relação a padrões ótimos (Azambuja, 2002). Com a sua decomposição, distinguem-se dois componentes eficiência alocativa e produtiva.

A eficiência alocativa demonstra a habilidade de uma organização de utilizar os recursos da forma mais vantajosa do ponto de vista econômico. Ou seja, ela se refere à capacidade de distribuir os recursos econômicos disponíveis de forma otimizada, maximizando seu aproveitamento (Mariano, 2008).

Já a eficiência produtiva considera os valores físicos de *inputs* e *outputs* (Mariano, 2008), ou seja, relacionados a possibilidades físicas de produção. Esse indicador de desempenho é chamado de produtividade (Mariano, 2008). Na eficiência produtiva, reside a habilidade de se obter o máximo de *outputs* a partir de um mix de *inputs*, ou seja, busca-se evitar desperdícios produzindo tantos resultados quantos os recursos utilizados permitirem ou utilizando o mínimo possível de recursos para aquela produção (Farrell, 1957).

A eficiência produtiva subdivide-se em: eficiência técnica e de escala. A primeira é uma porção da eficiência produtiva que demonstra o quanto dessa eficiência pode estar relacionada a fatores técnicos e de engenharia e refere-se à habilidade de gestão da administração (Banker; Charnes; Cooper, 1984). Já a segunda é a habilidade de uma organização operar ou não em uma escala ótima de produção, sendo obtida por meio da relação entre a eficiência produtiva e a eficiência técnica, conforme pode se inferir da equação a seguir (Mariano, 2008).

$$Eficiência\ Produtiva = Eficiência\ Técnica \times Eficiência\ de\ Escala \quad (2)$$

Apesar de frequentemente confundidos, os conceitos de eficiência produtiva e

produtividade são distintos. A eficiência produtiva depende de mudanças no conjunto de *inputs* e *outputs*, enquanto o aumento de produtividade é resultado de melhorias no processo de produção (Berechman, 1993 *apud* Azambuja, 2002). Além disso, enquanto a eficiência é adimensional e varia entre 0 e 1, a produtividade pode assumir diversos valores e unidades de medida.

A eficiência produtiva pode ser expressa pela Equação (2), análoga à Expressão (1), pois utiliza a produtividade como indicador.

$$E = P / P_{máx} \quad (3)$$

Sendo,

P: Produtividade atual do sistema;

$P_{máx}$: Máximo valor que o sistema pode alcançar de produtividade.

Portanto, uma organização somente conseguirá ter eficiência econômica se combinar a produção sem desperdícios (em suma ser produtivamente eficiente) com o uso otimizado de recursos com o mínimo custo e/ou o máximo de lucro (em suma, ser alocativamente eficiente) (Mariano, 2008). Para a mensuração da eficiência produtiva, o método mais utilizado é o de Análise Envoltória de Dados (DEA) (Pinto; Coronel, 2017).

2.4 EFICÁCIA

O conceito de eficácia surgiu após o de eficiência, sendo introduzido no contexto das escolas administrativas com a Teoria do Desenvolvimento Organizacional. Essa teoria, ao buscar modelos eficazes de estrutura organizacional, deu origem à Abordagem Contingencial (Matos; Pires, 2006). Proposta por Burrhus Frederic Skinner em 1953, essa abordagem “salienta que não se alcança a eficácia organizacional seguindo um único e exclusivo modelo organizacional, ou seja, não existe uma forma única e melhor para organizar no sentido de se alcançar os objetivos variados das organizações dentro de um ambiente também variado” (Chiavenato, 2014, p. 487).

Essa abordagem traz a ideia de que tudo é relativo, explicando que “existe uma relação funcional entre as condições do ambiente e as técnicas administrativas apropriadas para o alcance eficaz dos objetivos da organização” (Chiavenato, 2014, p. 491). Logo, a eficácia organizacional possui um aspecto multidimensional, influenciado por variáveis ambientais e tecnológicas.

Diante desse contexto, a eficácia avalia o nível de cumprimento de metas de uma

organização. Relaciona-se aos *outputs*, ou seja, com a realização dos resultados e cumprimentos dos objetivos (Pinto; Coronel, 2017), não levando em consideração os *inputs*. O foco está nas metas que foram alcançadas, independentemente da quantidade de recursos empregados (Neely; Gregory; Platts, 1995).

Uma das formas de mensuração da eficácia é por meio da Análise de Índices, que permite descrever um ou mais aspectos da realidade organizacional por meio de métricas padronizadas (Martinez, 2004 *apud* Pinto; Coronel, 2017). Esses índices possibilitam a quantificação do desempenho em diferentes áreas, permitindo comparações ao longo do tempo ou entre diferentes unidades (Bouckaert; Halligan, p. 76, 2008).

A principal vantagem da Análise de Índices é sua capacidade de integrar múltiplas dimensões de desempenho em um único indicador, simplificando a tomada de decisões estratégicas (Neely, 2005). No entanto, sua limitação está na necessidade de uma seleção criteriosa dos índices adotados, assegurando que representem adequadamente os objetivos organizacionais e minimizem possíveis vieses interpretativos (Bouckaert; Halligan, 2008).

Apesar da inter-relação entre eficácia, eficiência e produtividade, o foco deste trabalho será exclusivamente a mensuração da eficiência. Tal escolha se fundamenta em aspectos metodológicos e na natureza do problema analisado. Segundo Charnes, Cooper e Rhodes (1978), a eficiência refere-se à capacidade de uma unidade produtiva utilizar seus recursos de maneira otimizada para gerar um determinado nível de *output*, enquanto a eficácia está associada ao grau de alcance dos objetivos organizacionais, independentemente da otimização dos insumos empregados (Kaplan; Norton, 1996).

A eficiência, especialmente quando medida por meio da Análise Envoltória de Dados (DEA) — metodologia utilizada neste trabalho —, possibilita uma avaliação objetiva e quantitativa do desempenho das unidades analisadas, permitindo identificar *benchmarks* de referência (Cook; Seiford, 2009). A eficiência pode ser calculada diretamente com base na relação entre os insumos e os produtos observáveis, fornecendo um diagnóstico claro sobre o uso dos recursos. Em contrapartida, a eficácia requer uma análise qualitativa mais ampla, considerando a adequação dos *outputs* às metas estratégicas, o que pode envolver fatores subjetivos e variáveis externas ao processo produtivo (Bouckaert; Halligan, 2008).

Além disso, a eficácia frequentemente demanda a definição explícita de objetivos organizacionais e sua correspondência com os resultados obtidos, o que pode dificultar a aplicação de um método padronizado para comparação entre unidades (Neely; Gregory; Platts, 2005). Por fim, conforme argumentado por Farrell (1957), a eficiência representa um requisito inicial para a obtenção da eficácia em longo prazo. Dessa forma, este trabalho concentra-se na

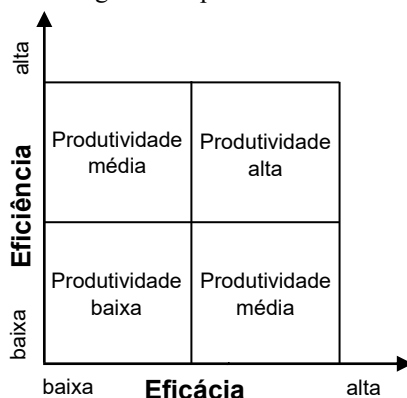
mensuração da eficiência, por ser um critério mais objetivo, mensurável e comparável entre as unidades analisadas.

2.5 PRODUTIVIDADE

Produtividade é definida como a relação entre os *outputs* produzidos e os *inputs* utilizados, sendo, portanto, um indicador fundamental de desempenho organizacional (Mariano, 2008). Embora o conceito de produtividade tenha sido formalizado no início do século XX, a primeira referência conhecida do termo ocorreu em 1766, em um artigo do economista francês Quesnay (Martins; Laugeni, 2005 *apud* Mariano, 2008).

A produtividade depende simultaneamente da eficiência e da eficácia. Ou seja, uma organização atinge níveis ótimos de produtividade quando ambos os indicadores também forem ideais (Lotfi; Vaez-Ghasemi; Moghaddas, 2020, p. 5), conforme ilustrado na Figura 7.

Figura 7 – Diagrama de produtividade e eficiência



Fonte: o autor com base em Lotfi, Vaez-Ghasemi e Moghaddas (2020, p. 5).

Podemos ter a Produtividade Parcial dos Fatores (PPF), que se refere à relação de um *input* e de um *output*, e a Produtividade Total dos Fatores (PTF), que envolve múltiplos *inputs* e múltiplos *outputs*, por meio dos quais há a necessidade de ponderação de cada variável. A obtenção da PPF é direta, pois o foco será em um único *input* e *output*. A definição é mais complexa na PTF, uma vez que deverão ser agregados pesos tanto aos múltiplos *inputs*, no denominador da equação, quanto aos múltiplos *outputs*, no numerador da equação, de modo que reflitam suas importâncias relativas (Aparicio; Lovell; Pastor, 2016). O primeiro estudo sobre mensuração da PTF foi proposto em 1933, pelo economista americano Frank H. Knight, conforme demonstrado na Expressão (3).

$$P = \frac{u_1 \cdot y_1 + u_2 \cdot y_2 + u_3 \cdot y_3 + \dots + u_i \cdot y_i}{v_1 \cdot x_1 + v_2 \cdot x_2 + v_3 \cdot x_3 + \dots + v_j \cdot x_j} \quad (4)$$

Sendo,

P: Produtividade atual;

u_i : peso (utilidade) do *output* y_i ;

y_i : quantidade do *output* i ;

v_j : peso (utilidade) do *input* j ;

x_j : quantidade do *input* j .

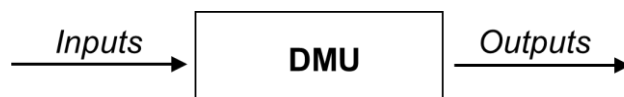
A produtividade impacta diretamente a eficiência e a eficácia, influenciado, portanto, o desempenho global das organizações produtivas. Por meio da DEA, é possível compreender a interdependência entre produtividade e eficiência e seu impacto no desempenho.

2.6 UNIDADES TOMADORAS DE DECISÃO (DMU)

A Análise Envoltória de Dados (DEA) foi inicialmente aplicada a empresas do setor de manufatura, considerando os insumos como *inputs* e os produtos como *outputs*. Com o amplo emprego da técnica, surgiu o conceito de Unidade Tomadora de Decisão (DMU), definido como qualquer entidade capaz de englobar e transformar *inputs* em *outputs*, sendo avaliada em termos de eficiência relativa (Li *et al.*, 2019).

Esse conceito parte da premissa de que uma empresa é mais eficiente, sob o ponto de vista produtivo, quando toma decisões que otimizam o uso de seus recursos, seja por meio de melhor gestão da mão de obra, técnicas gerenciais ou adoção de tecnologias (Mello *et al.*, 2005). Nos estudos de DEA, toda a unidade é considerada uma DMU, mesmo que não haja a tomada de decisões em si, pois sempre haverá a relação entre *inputs* e *outputs* definidos de acordo com o escopo de eficiência produtiva que se almeja analisar, conforme esquematizado na Figura 8.

Figura 8 – Representação de uma DMU



Fonte: Mariano, Almeida e Rebelatto (2006).

Logo, as DMUs compreendem qualquer tipo de organização desde que atuem sob as mesmas condições, realizem tarefas similares e possuam autonomia nas tomadas de decisões (Passos; Fontes; Nascimento, 2021).

2.7 ALVOS E BENCHMARKING

No contexto da DEA, o *benchmarking* refere-se à identificação de DMUs eficientes que podem servir de referência às unidades ineficientes, para que ela possa alcançar suas metas e se tornar eficiente (Mariano, 2008). Para Razipour-GhalehJough *et al.* (2019), o *benchmarking* consiste em identificar um "alvo", "referência" ou "meta" para DMUs consideradas ineficientes. Os autores mencionam que o objetivo principal do *benchmarking* é fornecer às DMUs ineficientes um modelo de como eliminar sua ineficiência e alcançar a fronteira de eficiência (Razipour-GhalehJough *et al.*, 2019).

Razipour-GhalehJough *et al.* (2019) relatam que as DMUs ineficientes podem determinar os passos necessários para se tornar eficiente por meio da observação da DMU de referência. Em um escopo de posicionamento, a proximidade do alvo é um fator estratégico, pois DMUs mais próximas tendem a alcançar a eficiência de forma mais rápida e fácil. Logo, no conceito de *benchmarking*, está implícita a sugestão para a DMU ineficiente buscar uma projeção para melhoria da eficiência (Vakili *et al.*, 2019).

Vakili *et al.* (2019) relatam que modelos tradicionais de DEA realizam a definição de alvos (*target setting*) por meio de uma projeção linear proporcional. Para a busca dessa projeção, os autores adicionam a abordagem de minimização do atrito da distância (DFM – *Distance Friction Minimization*). Na DFM, busca-se um ponto viável na fronteira de eficiência que seja o mais próximo possível da DMU ineficiente, de modo mais útil e realista ao implicar em menor variação de *inputs* e *outputs*.

2.8 TEORIA DA PRODUÇÃO

A Teoria da Produção, ramo da microeconomia, busca modelar a relação entre insumos (*inputs*) e produtos (*outputs*) na geração de bens e serviços, buscando compreender o processo produtivo por meio da chamada fronteira de produção. A Análise Envoltória de Dados (DEA), por sua vez, é uma técnica não paramétrica que estima empiricamente essa fronteira de produção com o objetivo de combinar os *inputs* de modo eficiente para maximizar a produção. A interseção entre esses dois campos fundamenta a avaliação da eficiência de unidades produtivas, sob diferentes estruturas de produção.

A DEA se fundamenta na fronteira de produção empírica, separando DMUs eficientes das ineficientes, conforme o conceito de função de produção de Koopmans (1951). Cada DMU recebe um escore de eficiência a partir da proporção entre seus *outputs* e *inputs*. Na perspectiva da Teoria da Produção, a DEA permite identificar ineficiências técnicas e de escala. A eficiência

técnica reflete a capacidade de uma DMU maximizar saídas ou minimizar entradas, conforme a orientação do modelo, enquanto a eficiência de escala avalia se a unidade opera no tamanho produtivo adequado.

A relação entre DEA e a Teoria da Produção se manifesta também na análise de retornos de escala. Quando a eficiência no modelo CRS difere da eficiência no modelo VRS, pode-se inferir a presença de Retornos Crescentes de Escala (*Increasing Returns Scale – IRS*) ou Retornos Decrescentes de Escala (*Decreasing Returns Scale – DRS*), conforme identificado por Färe, Grosskopf e Lovell (1994). Esse aspecto é fundamental para determinar a viabilidade de expansão ou contração de unidades produtivas.

A Teoria da Produção, portanto, fornece a base conceitual para a DEA, que atua como ferramenta empírica de mensuração da eficiência em DMUs, possibilitando um diagnóstico preciso do desempenho produtivo, servindo de base para a tomada de decisões voltadas à otimização de recursos.

Uma vez que há a classificação das DMUs em eficientes e ineficientes, abordagens foram desenvolvidas para ranquear as eficientes, principalmente quando há muitas, após o cálculo da eficiência relativa por meio da DEA. Dentre essas abordagens, destacam-se: fronteira invertida, super-eficiência e eficiência cruzada. Elas surgem devido à característica de benevolência dos modelos DEA, por meio da qual ocorrem empates para as unidades 100% eficientes, o que provoca uma baixa discriminação entre as DMUs (Souza; Mariano; Santana, 2024).

A fronteira invertida de eficiência é uma avaliação pessimista das DMUs e seu conceito foi introduzido por Yamada *et al.* (1994) e Entani *et al.* (2002) (*apud* Souza; Mariano; Santana, 2024). Por meio dela, é viabilizada a correção do problema de distribuição irreal de pesos dos *inputs* e *outputs* nos resultados da DEA clássica que sugerem o empate de muitas DMUs (Passos; Nascimento, 2020). Segundo Novaes (2002), a fronteira invertida consiste simplesmente em considerar os *outputs* como *inputs* e os *inputs* como *outputs* e resolver a DEA normalmente.

O índice de eficiência agregado é calculado conforme proposto por Mello *et al.* (2008) e descrito na Equação 5. Esse índice corresponde à média aritmética entre a eficiência em relação à fronteira original e a ineficiência em relação à fronteira invertida. Para facilitar sua interpretação, os valores podem ser normalizados, dividindo cada um pelo maior índice obtido. Dessa forma, uma DMU alcança a máxima eficiência composta quando apresenta um desempenho elevado na fronteira convencional e um desempenho reduzido na fronteira invertida. Isso significa que a unidade deve ser eficiente nas características em que se destaca

positivamente e não apresentar um desempenho significativamente inferior naquelas em que não se sobressai (Silveira; Angulo-Meza; Mello, 2012).

$$Eficiência\ composta = \frac{eficiência\ clássica + (1 - eficiência\ invertida)}{2} \quad (5)$$

Outra abordagem empregada, a super-eficiência, foi proposta por Andersen e Petersen (1993) para discriminar as DMUs. Essa abordagem busca responder à questão: todas as DMUs eficientes são igualmente eficientes? (Bolos; Benitez; Coll-Serrano, 2023). Esse modelo, na prática, consiste na extração da DMU eficiente do problema de programação, sendo comparada com as demais, mas não com ela própria, o que pode formar uma nova fronteira eficiente (Côrrea *et al.*, 2019).

Por fim, o modelo de eficiência cruzada, segundo Liang *et al.* (2008), vincula o desempenho de uma DMU com o desempenho de suas pares ao utilizar os pesos ótimos derivados dos modelos DEA de outras DMUs. Em outras palavras, em vez de cada DMU ser avaliada apenas com os pesos que maximizam sua própria eficiência, a eficiência cruzada permite uma avaliação por pares (Doyle, 1994), permitindo uma avaliação mais abrangente, o que resulta em pontuações baseadas na avaliação por pares.

Conforme mencionado anteriormente, as abordagens apresentadas têm o objetivo de refinar o ranqueamento das DMUs, especialmente quando o modelo DEA clássico identifica muitas DMUs como eficientes, dificultando a discriminação. Em todas, há vantagens e limitações que devem ser analisadas, para então escolher a abordagem mais adequada, que dependerá dos objetivos específicos da análise e das características do conjunto de dados. Algumas limitações e vantagens das abordagens mencionadas estão sintetizadas no Quadro 1, a seguir.

Quadro 1 – Algumas vantagens e limitações das abordagens

Abordagem	Vantagens	Limitações
Fronteira invertida	Aumento da capacidade de discriminação do método DEA clássico, permitindo ordenar as DMUs de acordo com suas piores práticas (Ângulo-Meza; Mello, 2012).	Possibilidade de não adequação para certos contextos em que a inversão dos insumos e produtos não faz sentido (Mello <i>et al.</i> , 2008).
	Rankeamento mais robusto por meio da eficiência composta. (Ângulo-Meza; Mello, 2012).	Possibilidade de gerar resultados paradoxais, já que uma mesma DMU pode simultaneamente ser <i>benchmark</i> para uma e <i>anti-benchmark</i> para outra (Ângulo-Meza; Mello, 2012).
Super-eficiência	Útil para a análise de sensibilidade das classificações de eficiência. (Seiford; Zhu, 1999).	Problemas de inviabilidade (Seiford; Zhu, 1999).

	Possibilidade de avaliação das DMUs com saídas indesejadas (Chen <i>et al.</i> , 2020).	Limitação prática severa em termos de capacidade computacional quando o número de unidades eficientes e a dimensionalidade do problema (número de <i>inputs</i> e <i>outputs</i>) aumentam. (Bolos; Benitez; Coll-Serrano, 2023).
Eficiência cruzada	- Perspectiva de avaliação pelos pares, sendo considerada mais democrática e menos arbitrária (Doyle, 1994).	- Uso de pontuações que são arbitrárias, pois dependem de um conjunto específico de pesos DEA ideais gerados pelo código de computador em uso no momento. (Liang <i>et al.</i> , 2008).
	Mitigação de problemas associados à flexibilidade excessiva dos pesos (Liang <i>et al.</i> , 2008).	Complexidade computacional ao buscar superar a arbitrariedade dos pesos (Liang <i>et al.</i> , 2008).

Fonte: o autor (2025).

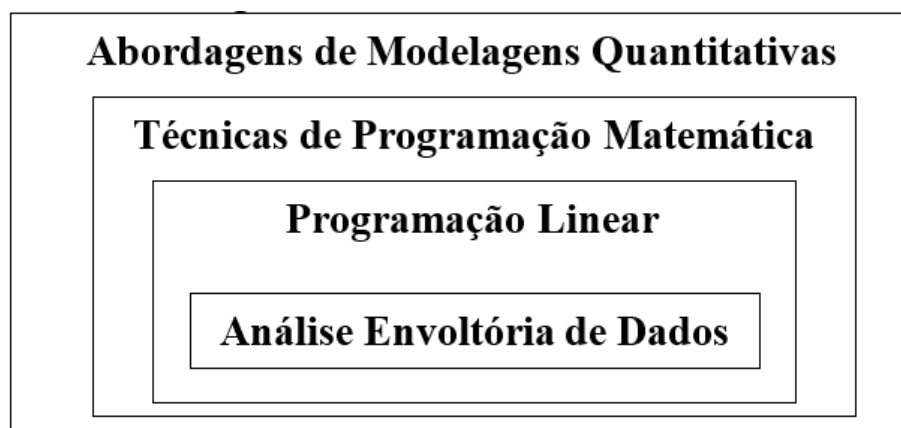
Na aplicação da DEA em órgãos de controle de tráfego aéreo brasileiro, presente neste estudo, foi feito o ranqueamento das DMUs por meio da fronteira clássica, seguida da fronteira invertida, por permitir que esses órgãos sejam avaliados a partir de uma perspectiva oposta. Tal análise, além de complementar o ranqueamento da fronteira clássica, permite também um ranqueamento mais preciso, uma vez que as DMUs eficientes na fronteira tradicional precisam também não se destacar negativamente na fronteira invertida para serem consideradas verdadeiramente eficientes, garantindo robustez na análise de eficiência.

Ademais, tal abordagem permite o equilíbrio da análise, ao identificar os órgãos de controle de tráfego aéreo “verdadeiramente eficientes”, diferenciando-os daqueles que só aparentam eficiência devido à configuração de seus insumos e produtos, tornando a avaliação mais justa.

3 ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS (DEA)

Em uma visão estratificada, há diversas abordagens de modelagem quantitativa que, por meio de modelos matemáticos, podem, por exemplo, identificar a melhor forma de alocar recursos, minimizar custos ou maximizar eficiência. Dentre elas, existem as técnicas de programação matemática, que contém as de programação linear (Hallgren; Olhager, 2006), na qual se insere a DEA, conforme ilustrado na Figura 9.

Figura 9 – Visão contextual da DEA



Fonte: o autor (2025).

3.1 ORIGENS DOS ESTUDOS SOBRE EFICIÊNCIA

Os estudos sobre a eficiência motivaram diversos estudiosos (Pareto, 1927; Koopmans, 1951; Debreu, 1951; Farrell, 1957; Charnes; Cooper; Rhodes, 1978; Banker; Charnes; Cooper, 1984), porque está diretamente ligada à otimização de recursos, ao progresso e ao sucesso em diversas áreas do conhecimento. Dentre eles, a literatura destaca com frequência os que são descritos de modo sucinto e não exaustivo a seguir. O economista Vilfredo Pareto (1927) estava preocupado com o bem-estar econômico, visualizado por meio de uma função vetorizada com os componentes que eram utilizados por todos os consumidores. Ele formulou a chamada “condição de Pareto” de maximização de bem-estar, por meio da qual a função não poderia estar no máximo se ainda fosse possível melhorar um de seus componentes sem piorar outros componentes dessa mesma função (Cooper; Seiford; Tone, 2006, p. 68).

Tal condição, conhecida como o “ótimo de Pareto”, considerava que um certo arranjo econômico seria eficiente se não pudesse existir outro rearranjo que permitisse alguém ficar em melhor condição sem degradar a condição de outro. Essa condição, então, passou a ser um critério de julgamento de qualquer política social proposta, por meio do qual a política seria adotada caso ela melhorasse o bem-estar de alguns indivíduos sem piorar o de outros.

O economista Tjalling Koopmans adaptou esses conceitos de Pareto para a produção. Koopmans criou em 1951 uma abordagem chamada de “análise de atividade”, por meio da qual analisava a possibilidade de aumento em qualquer produção, sem piorar outra produção, considerando os recursos disponíveis (trabalho, capital, matéria-prima *etc.*). Devido à essa adaptação de Koopmans para a produção, passou a ser denominada de “eficiência de Pareto-Koopmans”.

Também em 1951, Debreu introduziu a primeira medida empírica de eficiência técnica em termos de “coeficiente de utilização de recursos”. Uma medida radial, orientada para o uso de insumos, que calcula a maior redução equiproporcional que pode ser dada aos insumos, sem reduzir as quantidades geradas de produtos.

Nessa medida radial de Debreu, a eficiência técnica seria o valor da unidade menos a máxima redução equiproporcional de todos os insumos observados de modo que o produtor continue a fabricar os mesmos produtos. Um índice igual à unidade indicaria um produtor eficiente tecnicamente. E, se um índice for inferior à unidade, significa ineficiência técnica, a qual poderia provocar redução de insumos na mesma proporção (Wilhelm, 2013, p. 10).

Foi a partir de Debreu que a Teoria Econômica, antes concentrada apenas em estudos de organizações “racionais” (ou seja, que operam na fronteira de produção eficiente), começou a entender dois planos de operação possíveis: o plano eficiente, formado pela fronteira de produção eficiente e o plano das demais operações viáveis, mas ineficientes. Porém, essa medida radial de Debreu não era completa, uma vez que, após a máxima contração equiproporcional do consumo, poderá haver excesso de algum insumo na produção além do mínimo necessário. Logo, pode-se haver eficiência com base na medida de Debreu e ineficiência com base no conceito de Pareto-Koopmans, visto que pode haver insumo em excesso e existir a possibilidade de uma produção maior do que a que foi gerada (Wilhelm, 2013, p. 15).

Com base nas abordagens conceituais de Pareto e Koopmans e na medida radial de Debreu, Farrell edita o artigo *A mensuração da eficiência produtiva*. Considerado seminal, tal artigo mostrou como tornar aplicável os conceitos de Pareto e Koopmans para alcançar a eficiência relativa. Farrell permitiu um foco em como identificar a ineficiência técnica, a partir do desenvolvimento de um método de programação matemática por meio da medida desenvolvida por Debreu em 1951 (Wilhelm, 2013, p. 10). Ele foi o primeiro estudioso a apresentar uma mensuração satisfatória de eficiência produtiva, sendo tal método aplicado na produção agrícola americana (Farrell, 1957).

Esse estudo de Farrell, realizado em 1957, apresentou os pressupostos básicos de cálculo

de eficiência por meio da criação de uma fronteira. Para Farrell, a eficiência de uma empresa poderia ser dividida em dois componentes: a eficiência técnica, que reflete a capacidade de a empresa obter o máximo de resultado a partir de um conjunto de insumos, e a eficiência alocativa, que se refere à capacidade de a empresa empregar os insumos em proporções ótimas, considerando os preços e a tecnologia de produção existentes (Coelli *et al.*, 2005).

Essa contribuição de Farrell foi pioneira pois permitiu: (a) avaliar a eficiência técnica a partir de uma medida radial uniforme; (b) construir uma fronteira de eficiência técnica linear por partes; e (c) calcular a fronteira por meio de equações lineares. Porém, tal contribuição não é completa uma vez que não mede todas as ineficiências técnicas, apresentando três pontos desfavoráveis: (a) aplicação somente da tecnologia com retorno constante de escala; (b) não aplicabilidade a sistemas com múltiplos insumos e produtos; e (c) ineficiências de consumo e de produção só podem ser avaliadas separadamente (Wilhelm, 2013, p. 18).

Com o objetivo de calcular a eficiência relativa, em 1978, Edwardo Rhodes, sob a orientação de William Cooper, buscou avaliar o desempenho do “*Program Follow Through*” (programa educacional para estudantes carentes – principalmente negros ou de origem latino-americana – realizado em escolas públicas americanas com apoio do governo federal) (Charnes; Cooper; Lewin; Seiford, 1994). Essa avaliação foi obtida por meio da comparação entre um grupo de alunos carentes de escolas públicas americanas que aderiram a um programa de ensino e outro que não aderiu a esse programa (Charnes; Cooper; Rhodes, 1978).

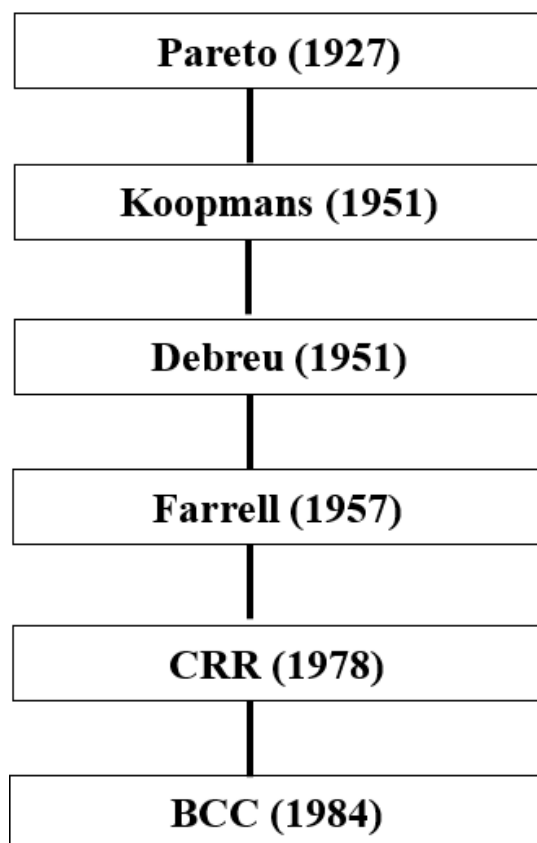
Por meio dessa avaliação, foi possível mensurar a eficiência técnica relativa de escolas públicas americanas, com base em múltiplos insumos e produtos, resultando na técnica DEA, intitulada por Modelo CCR, abreviatura dos sobrenomes de seus autores – Charnes, Cooper e Rhodes. E esse estudo também culminou na publicação do primeiro artigo científico sobre a DEA no *European Journal of Operations Research* em 1978, artigo gênese da Análise Envoltória de Dados.

A pesquisa de E. Rhodes tomou como referência o estudo de Farrell (1957), no qual foram apresentados os pressupostos básicos de cálculo de eficiência por meio da criação de uma fronteira. Cabe reforçar que a eficiência de uma empresa, proposta por Farrell, poderia ser dividida em dois componentes: a eficiência técnica e a alocativa (Coelli *et al.*, 2005).

Já em 1984, foi criado, por Banker, Charnes e Cooper, o Modelo BCC da técnica de DEA, também nomeado pelas iniciais de seus autores. O Modelo BCC consegue dissociar as eficiências de escala da eficiência técnica (Banker; Charnes; Cooper, 1984), diferente do Modelo CCR que estima a eficiência produtiva bruta da unidade em estudo. Portanto, o Modelo BCC surgiu a partir da decomposição do Modelo CCR nas componentes de eficiência técnica

e de escala (Barbosa; Fuchigami, 2018). Com o objetivo de sintetizar, esquematicamente, é possível observar, na Figura 10, os principais estudos abordados anteriormente e de modo sequencial.

Figura 10 – Cronologia dos estudos de eficiência



Fonte: o autor (2025).

A Análise Envoltória de Dados (DEA) é, portanto, uma técnica de mensuração da eficiência relativa de DMUs, descritas mais à frente, por meio de uma fronteira de produção. Essas fronteiras podem ser obtidas por meio de dois tipos de enfoques: não paramétrico e paramétrico (Avellar, 2004). A fronteira de produção, obtida por meio de programação matemática linear empregada pela técnica DEA, tem o enfoque não paramétrico, uma vez que não recorre a parâmetros externos ao sistema e, dessa forma, não se pode inferir que se apliquem à toda uma população, pois mede a eficiência comparativa entre as unidades escolhidas e/ou selecionadas. Uma das principais vantagens da DEA é o fato de poder ser aplicada sem dificuldades em estudos de unidades de produção complexas, permitindo utilizar vários *inputs* e *outputs* (Carmo Júnior; Peña, 2019).

O outro tipo de enfoque, o paramétrico, tem como técnica mais utilizada a Análise da Fronteira Estocástica (SFA, do inglês *Stochastic Frontier Analysis*). Tal enfoque é visto sob uma perspectiva estatística, supondo uma relação funcional pré-definida entre os recursos e o

os produtos, empregando normalmente médias para determinar o que poderia ter sido produzido (Mello *et al.*, 2005).

Ambos os enfoques tiveram o seu desenvolvimento na década de 1960. A década seguinte foi chamada de era dos “*railroad tracks*”, ou seja, a SFA e a DEA seguiam a mesma direção, sem convergirem ou explorar sinergias (Cooper; Lovell, 2011). Portanto, ambas as perspectivas objetivam a mensuração da eficiência do emprego dos recursos produtivos, apesar de terem premissas e princípios teóricos distintos (Rios, 2015). Enquanto o enfoque não paramétrico busca calcular a eficiência a partir da construção empírica de uma fronteira de eficiência, o paramétrico busca esse cálculo por meio de uma função de produção que relaciona *inputs* e *outputs*.

Este estudo dará ênfase à perspectiva não paramétrica por meio da Análise Envoltória de Dados (DEA). Tal técnica tem se apresentado muito versátil e amplamente encontrada na literatura em diversas áreas do conhecimento, tais como na mensuração da eficiência de PSNA.

3.2 MODELOS CLÁSSICOS DE ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS

“Os modelos matemáticos configuram a realidade por meio de procedimentos matemáticos” (Mariano; Almeida; Rebelatto, 2006). Os modelos CCR e BCC são os modelos básicos de emprego da técnica DEA, uma vez que foram os modelos iniciais e são amplamente empregados, tornando-se modelos clássicos.

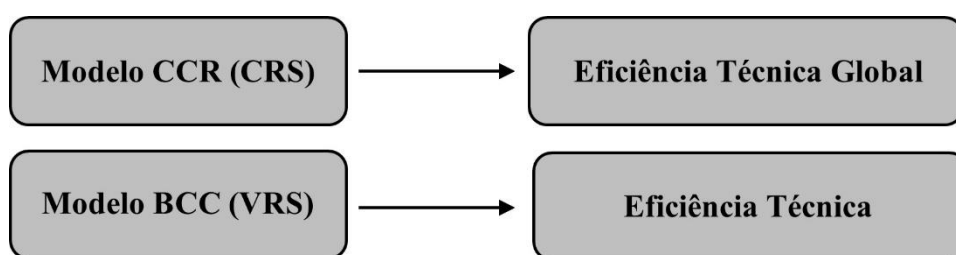
Em ambos os modelos, há a constituição de uma “fronteira de eficiência” definida em volta das unidades eficientes, daí a origem do termo “envoltória” (ou “por envelopamento”) utilizado na literatura para a nomear a técnica. Ou seja, há a construção de uma superfície (ou fronteira) não paramétrica por partes que envolvem os dados (Coelli *et al.*, 2005, p. 162). O conceito de fronteira está relacionado ao processo físico no qual os *inputs* são combinados para gerar *outputs*, podendo também ser definido pela máxima quantidade de *outputs* que podem ser produzidos a partir de uma quantidade fixa de *inputs*, ou pela menor quantidade de *inputs* necessária ao processo para a determinação de uma quantidade fixa de *outputs* (Avellar, 2004).

As unidades estudadas que estão nessa fronteira são denominadas eficientes e apresentam escores de eficiência igual a 1, já as unidades menos eficientes serão encontradas abaixo dessa fronteira, com escore de eficiência menor que 1. As unidades com eficiência de uma unidade são denominadas de *benchmarks*, portanto, unidades de referência para aquelas unidades não eficientes se espalharem e adotarem boas práticas de gestão com o propósito de aumentarem sua própria eficiência (Barbosa; Fuchigami, 2018, p. 80)

O Modelo CCR difere do Modelo BCC, pois apresenta retornos constantes de escala (CRS), ou seja, qualquer variação nos *inputs* produz variação proporcional nos *outputs*; por esse modelo ter o axioma da proporcionalidade também é empregado na literatura como Modelo CRS. Já o Modelo BCC, diferentemente do Modelo CCR ou CRS, inclui retornos variáveis de escala (VRS), isto é, os retornos crescentes e decrescentes na fronteira da eficiência; por possuir o axioma da convexidade, esse modelo também é utilizado na literatura como Modelo VRS. Portanto, os retornos de escala podem ser de três tipos: (a) retorno constante, quando há proporcionalidade no emprego entre *inputs* e *outputs*; (b) crescente; e (c) decrescente, quando não existe essa proporcionalidade.

Pode-se dizer que o Modelo CRS mensura a eficiência técnica global, enquanto pelo Modelo VRS, é possível obter a eficiência técnica, conforme ilustrado na Figura 11. A partir do modelo VRS, obtém-se a eficiência de escala, de modo dissociado da eficiência técnica, já que essa eficiência é obtida por meio da relação entre os resultados da eficiência nos dois modelos, conforme Equação 3.

Figura 11 – Eficiências obtidas em cada modelo clássico

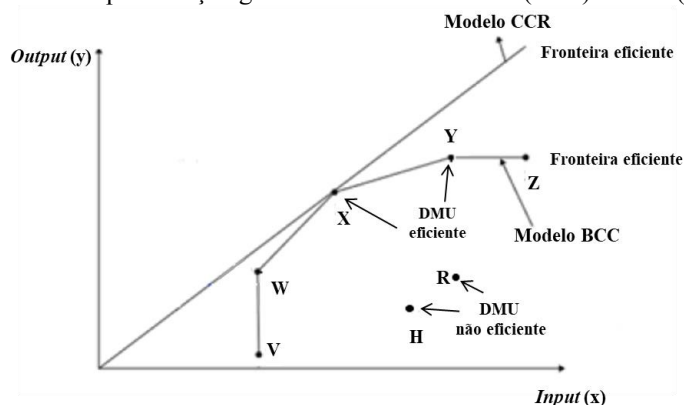


Fonte: o autor (2025).

$$Eficiência\ de\ escala = \frac{Eficiência\ do\ Modelo\ CRS}{Eficiência\ do\ Modelo\ VRS} \quad (6)$$

Pelo fato de o Modelo CCR possuir retorno de escala constante e o VRS, variável, alguns pontos poderão ser eficientes pelo modelo BCC e ineficientes pelo Modelo CCR, conforme demonstra a Figura 12. Nessa figura, há a representação de um *input* e um *output*. A reta pontilhada que passa pela origem e pelo ponto X representa a fronteira de eficiência do Modelo CCR e os segmentos de reta que ligam os pontos V, W, X, Y e Z indicam a fronteira do Modelo BCC. Esses pontos são representações de DMUs eficientes (V, W, X, Y, Z), e os pontos fora desses segmentos representam as DMUs ineficientes (H e R), sendo que o ponto X representa a DMU que é eficiente em ambos os modelos propostos.

Figura 12 – Representação gráfica dos Modelos CCR (CRS) e BCC (VRS)



Fonte: o autor com base em Tavares e Meza (2017).

Por meio da técnica DEA, pode-se generalizar os estudos de Farrell, ao viabilizar a decomposição da eficiência em dois componentes: eficiência de escala e técnica, a primeira associada a variações de produtividade decorrentes de mudanças na escala de produção e, a segunda, associada à habilidade gerencial da organização. Além disso, foi possível mensurar a eficiência por meio de múltiplos *inputs* e *outputs*, criando o conceito de *input* “virtual” (soma ponderada das variáveis de entrada) e *output* virtual (soma ponderada das variáveis de saída), calculando por meio de programação linear os pesos de cada variável de modo a maximizar a eficiência total de cada unidade de estudo. Portanto, a eficiência com o emprego da técnica DEA é obtida por meio da divisão entre o *output* virtual e o *input* virtual, podendo ser encontrado na literatura, no emprego prático da técnica, como O_v e I_v , respectivamente.

Além dos modelos clássicos CCR e BCC, há outros modelos DEA, tais como: (a) Multiplicativos Variante e Invariante, (b) os Aditivos Variante e Invariante; e (c) o Livre Disposição de Envoltória (FDH - *Free Disposal Hull*) (Mariano, 2008) e (d) DEA Multicritério (MCDEA - Multi-Criteria Data Envelopment Analysis) (Silva *et al.*, 2024). Todos os modelos DEA tem propriedades comuns (Mello *et al.*, 2005):

- a) cada DMU escolhe seu próprio conjunto de pesos, de modo que apareça o melhor possível em relação às demais;
- b) são invariantes com a escala de medida, ou seja, emprego de variáveis em escalas diversas não afetará o resultado; e
- c) a DMU que apresentar a melhor relação *output/input* será sempre eficiente.

3.3 ORIENTAÇÕES DOS MODELOS DEA

A orientação busca responder questões relacionadas à eficiência. A eficiência de uma DMU pode ser obtida pela distância relativa em que ela se encontra da fronteira de eficiência.

Caso ela esteja sobre a fronteira, a DMU será 100% eficiente, porém se ela estiver abaixo da fronteira, sua eficiência poderá ser estimada com base em sua distância relativa da fronteira. Em outras palavras, quanto mais distante da fronteira, menos eficiente ela será e quanto mais próxima, mais eficiente.

As DMUs ineficientes — aquelas situadas abaixo da fronteira — podem ser projetadas para a fronteira. A projeção de uma DMU ineficiente representará a produtividade máxima que ela pode alcançar para se tornar eficiente. Com base na projeção, a DEA pode ter duas orientações: (a) orientada a *inputs* e (b) orientada a *outputs*. Quando orientada a *inputs*, foca na minimização deles e busca responder: considerando o nível de *outputs* produzido, qual deve ser a redução nos *inputs* a fim de manter o corrente nível de *outputs*? Quando orientada a *outputs*, busca-se a maximização deles e responder: considerando o nível de *inputs* utilizados, qual o máximo de *outputs* pode ser alcançado mantendo o nível de *inputs*? (Coelli, 2008; Vilela, 2004 *apud* Mariano; Almeida; Rebelatto, 2006). Essencialmente, deve-se optar pela orientação sobre a qual há maior controle gerencial. Ademais, em muitos casos, a escolha da orientação tem pouca influência sobre os resultados obtidos (Coelli; Prasada Rao; O'Donnell; Battese, 2005, p. 180).

3.4 MODELAGENS DA DEA

As modelagens são modos de escrever um mesmo modelo. Os modelos CRS (CCR) e VRS (BCC) tem a função de configurar a realidade por meio de procedimentos matemáticos. O modelo CRS configura a eficiência global, enquanto o modelo VRS, a eficiência técnica. A forma como são escritos esses modelos é denominada de modelagem. A origem das modelagens é decorrente da orientação que é adotada – a *inputs* ou a *outputs*.

A primeira modelagem apresentada foi a fracionária. O modelo CRS, modelo original da DEA, transformou o problema de cálculo da eficiência relativa em um problema de programação fracionária, conforme Expressão (4).

$$\text{Maximizar } \frac{P}{P_{max}} = \frac{\sum_{i=1}^m u_i \cdot y_{i0}}{\sum_{j=1}^n v_j \cdot x_{jk0}} \quad (7)$$

Sujeito a 2 restrições:

$$\frac{\sum_{i=1}^m u_i \cdot y_{ik}}{\sum_{j=1}^n v_j \cdot x_{jk}} \leq 1 \text{ para } k = 1, 2 \dots z \quad (8)$$

$$u_i \text{ e } v_j > 0 \quad (9)$$

Sendo,

u_i : peso (utilidade) do *output* i ;

v_j : peso (utilidade) do *input* j ;

x_{jk} : quantidade do *input* j da DMU $_k$;

y_{jk} : quantidade do *output* i da DMU $_k$;

x_{j0} : quantidade do *input* j da DMU em análise;

y_{j0} : quantidade do *output* i da DMU em análise;

z : número de DMU;

m : número de *outputs*;

n : número de *inputs*.

A função objetivo apresentada em (4) representa a eficiência total da DMU em análise (DMU $_0$). As restrições (5) e (6) representam a eficiência de todas as demais DMUs que estão sendo comparadas com a produtividade limitada a uma unidade. Por meio da expressão, a DEA buscará empregar um conjunto de pesos (utilidades) que maximizem a produtividade da DMU em análise, simultaneamente limitando a produtividade de todas as DMUs a uma unidade (por convenção).

A modelagem fracionária também é aplicada ao Modelo VRS, porém em ambos os modelos têm-se apenas a aplicação teórica, cumprindo a finalidade didática de possuir infinitas soluções ótimas. A partir dessa modelagem, houve a necessidade de linearizar os modelos para se obter uma solução única.

A linearização consiste em transformar o problema de programação fracionária em programação linear e, com isso, obter uma solução única. Com a linearização, obtém-se as modelagens primais e duais aplicadas a ambos os modelos (CRS e VRS) (Mariano; Almeida; Rebelatto, 2006).

O resultado dessa linearização será expresso por meio da função objetivo (F.O) e representará a eficiência relativa em ambas as modelagens, ou seja, o resultado será o mesmo tanto na modelagem primal quanto na dual (Charnes *et al.*, 1994). Caso haja orientação a *inputs*, o próprio resultado da função objetivo será a eficiência; caso seja orientação a *outputs*, o resultado inverso dessa função será a eficiência.

A modelagem primal também pode ser chamada de “forma de multiplicadores” ou

“modelo dos multiplicadores” e a dual, também pode ser chamada de “forma de envelope” ou “modelo do envelope” (Mello, 2005).

A modelagem dual advém do conceito de dualidade que propõe que todo problema original de programação linear (chamado de primal) está associado a um outro, o seu dual (Thanassolis, 2001 *apud* Mariano; Almeida; Rebelatto, 2006b). As expressões de ambas as modelagens estão representadas nas equações a seguir. As expressões 7, 8, 9 e 10 apresentam a montagem do modelo CRS Primal orientado a *inputs*:

$$\text{Objetivo: } MAX \sum_{i=1}^m u_i y_{i0} \quad (10)$$

Sujeito a:

$$\sum_{j=1}^n v_j x_{j0} = 1 \quad (11)$$

$$\frac{\sum_{i=1}^m u_i y_{ik}}{\sum_{j=1}^n v_j x_{jk}} \leq 1 \rightarrow \sum_{i=1}^m u_i y_{jk} - \sum_{j=1}^n v_j x_{jk} \leq 0 \text{ para } k = 1, 2, \dots, z \quad (12)$$

$$u_i \text{ e } v_j > 0 \quad (13)$$

Sendo,

u_i : utilidade do output i ;

v_j : utilidade do input j ;

x_{jk} : quantidade de input j da DMU k ;

y_{ik} : quantidade de output i da DMU k ;

x_{j0} : quantidade de input j da DMU em análise;

y_{i0} : quantidade de output i da DMU em análise;

z : n^o de DMUs em avaliação;

m : n^o de outputs;

n : n^o de inputs.

As expressões 11, 12, 13 e 14 apresentam a montagem do modelo CRS Dual orientado a inputs:

$$\text{Objetivo: } \text{MIN } \theta \quad (14)$$

Sujeito a:

$$\sum_{k=1}^z y_{ik} \lambda_k \geq y_{i0} \quad \text{ou} \quad \sum_{k=1}^z y_{ik} \lambda_k - S_i = y_{i0}, \text{ para } i = 1, 2, 3 \dots m \quad (15)$$

$$\sum_{k=1}^z x_{jk} \lambda_k - \theta x_{j0} \leq 0 \quad \text{ou} \quad \sum_{k=1}^z x_{jk} \lambda_k + S_j = \theta x_{j0}, \text{ para } j = 1, 2, 3 \dots n \quad (16)$$

$$\lambda_k \text{ e } \theta > 0 \quad (17)$$

Sendo,

θ : eficiência;

λ_k : participação da DMU k na meta da DMU em análise;

x_{jk} : quantidade de input j da DMU k ;

y_{ik} : quantidade de output i da DMU k ;

x_{j0} : quantidade de input j da DMU em análise;

y_{i0} : quantidade de output i da DMU em análise;

z : nº de DMUs em avaliação;

m : nº de outputs;

n : nº de inputs;

S_i : variável de folga do output i ;

S_j : variável de folga do input j .

As expressões 15, 16, 17 e 18 apresentam a montagem do modelo CRS Primal orientado a outputs:

$$\text{Objetivo: } \text{MAX } \frac{1}{\sum_{j=1}^n v_j x_{j0}} \rightarrow \text{MIN } \sum_{j=1}^n v_j x_{j0} \quad (18)$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^m u_i y_{i0} = 1 \quad (19)$$

$$\frac{\sum_{i=1}^m u_i y_{ik}}{\sum_{j=1}^n v_j x_{jk}} \leq 1 \rightarrow \sum_{i=1}^m u_i y_{ik} - \sum_{j=1}^n v_j x_{jk} \leq 0 \text{ para } k = 1, 2, \dots z \quad (20)$$

$$u_i \text{ e } v_j > 0 \quad (21)$$

Sendo,

u_i : utilidade do output i ;

v_j : utilidade do input j ;

x_{jk} : quantidade de input j da DMU k ;

y_{ik} : quantidade de output i da DMU k ;

x_{j0} : quantidade de input j da DMU em análise;

y_{i0} : quantidade de output i da DMU em análise;

z : nº de DMUs em avaliação;

m : nº de outputs;

n : nº de inputs.

As expressões 19, 20, 21 e 22 apresentam a montagem do modelo CRS Dual orientado

a outputs:

Objetivo: $MAX \eta$ (22)

Sujeito a:

$$\sum_{k=1}^z x_{jk} \lambda_k \leq x_{j0} \quad \text{ou} \quad \sum_{k=1}^z x_{jk} \lambda_k + S_j = x_{j0}, \text{ para } j = 1, 2, 3 \dots n \quad (23)$$

$$\sum_{k=1}^z y_{ik} \lambda_k - \eta y_{i0} \geq 0 \quad \text{ou} \quad \sum_{k=1}^z y_{ik} \lambda_k - S_i = \eta y_{i0}, \text{ para } i = 1, 2, 3 \dots m \quad (24)$$

$$\lambda_k \text{ e } \eta > 0 \quad (25)$$

Sendo,

η : inverso da eficiência;

λ_k : participação da DMU k na meta da DMU em análise;

x_{jk} : quantidade de input j da DMU k ;

y_{ik} : quantidade de output i da DMU k ;

x_{j0} : quantidade de input j da DMU em análise;

y_{i0} : quantidade de output i da DMU em análise;

z : nº de DMUs em avaliação;

m : nº de outputs;

n : nº de inputs;

S_i : variável de folga do output i ;

S_j : variável de folga do input j .

As expressões 23, 24, 25 e 26 apresentam a montagem do modelo VRS Primal orientado a inputs:

$$\text{Objetivo: MAX } \frac{\sum_{i=1}^m u_i y_{i0} + u}{1} \quad (26)$$

Sujeito a:

$$\sum_{j=1}^n v_j x_{j0} = 1 \quad (27)$$

$$\frac{\sum_{i=1}^m u_i y_{ik} + u}{\sum_{j=1}^n v_j x_{jk}} \leq 1 \rightarrow \sum_{i=1}^m u_i y_{ik} + u - \sum_{j=1}^n v_j x_{jk} \leq 0 \text{ para } k = 1, 2, \dots, z \quad (28)$$

$$u_i \text{ e } v_j > 0 \text{ sem restrição de sinal} \quad (29)$$

Sendo,

u_i : utilidade do output i ;

v_j : utilidade do input j ;

x_{jk} : quantidade de input j da DMU k ;

y_{ik} : quantidade de output i da DMU k ;

x_{j0} : quantidade de input j da DMU em análise;

y_{i0} : quantidade de output i da DMU em análise;

u : variável de retorno a escala da DMU em análise;

z : nº de DMUs em avaliação;

m : nº de outputs;

n : nº de inputs.

As expressões 27, 28, 29 e 30 apresentam a montagem do modelo VRS Dual orientado a inputs:

$$\text{Objetivo: MIN } \theta \quad (30)$$

Sujeito a:

$$\sum_{k=1}^z y_{ik} \lambda_k \geq y_{i0} \text{ ou } \sum_{k=1}^z y_{ik} \lambda_k - S_i = y_{i0}, \text{ para } i = 1, 2, 3 \dots m \quad (31)$$

$$\sum_{k=1}^z x_{jk} \lambda_k - \theta x_{j0} \leq 0 \quad \text{ou} \quad \sum_{k=1}^z x_{jk} \lambda_k + S_j = \theta x_{j0}, \text{ para } j = 1, 2, 3 \dots n \quad (32)$$

$$\lambda_k \text{ e } \theta > 0 \quad (33)$$

$$\sum_{k=1}^z \lambda_k = 1 \quad (34)$$

Sendo,

θ : eficiência;

λ_k : participação da DMU k na meta da DMU em análise;

x_{jk} : quantidade de input j da DMU k;

y_{ik} : quantidade de output i da DMU k;

x_{j0} : quantidade de input j da DMU em análise;

y_{i0} : quantidade de output i da DMU em análise;

z : nº de DMUs em avaliação;

m : nº de outputs;

n : nº de inputs;

S_i : variável de folga do output i;

S_j : variável de folga do input j.

As expressões 31, 32, 33 e 34 apresentam a montagem do modelo VRS Primal orientado

a outputs:

$$\text{Objetivo: } MAX \frac{1}{\sum_{j=1}^n v_j x_{j0} + v} \rightarrow MIN \sum_{j=1}^n v_j x_{j0} + v \quad (35)$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^m u_i y_{i0} = 1 \quad (36)$$

$$\frac{\sum_{i=1}^m u_i y_{ik}}{\sum_{j=1}^n v_j x_{jk}} \leq 1 \rightarrow \sum_{i=1}^m u_i y_{ik} - v - \sum_{j=1}^n v_j x_{jk} \leq 0 \text{ para } k = 1, 2, \dots, z \quad (37)$$

$$u_i \text{ e } v_j > 0 \text{ sem restrição de sinal} \quad (38)$$

Sendo,

u_i : utilidade do output i ;

v_j : utilidade do input j ;

x_{jk} : quantidade de input j da DMU k ;

y_{ik} : quantidade de output i da DMU k ;

x_{j0} : quantidade de input j da DMU em análise;

y_{i0} : quantidade de output i da DMU em análise;

v : variável de retorno a escala da DMU em análise;

z : nº de DMUs em avaliação;

m : nº de outputs;

n : nº de inputs.

As expressões 35, 36, 37 e 38 apresentam a montagem do modelo VRS Dual orientado a outputs.

Objetivo: MAX η

Sujeito a:

$$\sum_{k=1}^z x_{jk} \lambda_k \leq x_{j0} \quad \text{ou} \quad \sum_{k=1}^z x_{jk} \lambda_k + S_j = x_{j0}, \text{ para } j = 1, 2, 3 \dots n \quad (39)$$

$$\sum_{k=1}^z y_{ik} \lambda_k - \eta y_{i0} \geq 0 \quad \text{ou} \quad \sum_{k=1}^z y_{ik} \lambda_k - S_i = \eta y_{i0}, \text{ para } i = 1, 2, 3 \dots m \quad (40)$$

$$\lambda_k \text{ e } \eta > 0 \quad (41)$$

$$\sum_{k=1}^z \lambda_k = 1 \quad (42)$$

Sendo,

η : inverso da eficiência;

λ_k : participação da DMU k na meta da DMU em análise;

x_{jk} : quantidade de input j da DMU k ;

y_{ik} : quantidade de output i da DMU k ;

x_{j0} : quantidade de input j da DMU em análise;

y_{i0} : quantidade de output i da DMU em análise;

z : nº de DMUs em avaliação;

m : nº de outputs;

n : nº de inputs;

S_i : variável de folga do output i ;

S_j : variável de folga do input j .

Em suma, a perspectiva fracionária não tem aplicação prática, visto que possui infinitas soluções. A partir dela, pelo processo de linearização, origina-se a perspectiva do tipo Primal. Por meio dessa perspectiva é possível determinar o tipo de retorno à escala da DMU analisada. Da perspectiva do tipo Primal, origina-se a perspectiva do tipo Dual, que nada mais é do que a fórmula para o cálculo da projeção de uma DMU ineficiente na fronteira (Mariano, 2008). Por meio da modelagem dual é possível: (a) identificar quais DMUs podem ser utilizadas como *benchmarks* das DMUs ineficientes; e (b) definir metas com o intuito de tornar as DMUs ineficientes, eficientes (Mariano; Almeida; Rebelatto, 2006a).

3.5 POTENCIALIDADES E LIMITAÇÕES DA DEA

Qualquer metodologia apresentará potencialidades e limitações em seu emprego. Logo, faz-se necessário conhecê-las de modo a buscar descobrir a viabilidade de seu uso, além do melhor aproveitamento de sua aplicação. A DEA, como método não paramétrico, possui potencialidades e limitações de acordo com seu objeto de estudo. Ao analisar o emprego dessa metodologia na literatura com o pretexto de aplicá-la na mensuração da eficiência em PSNA, encontraram-se potencialidades e limitações, sendo algumas delas elencadas a seguir.

3.5.1 Potencialidades

Inicialmente, uma das potencialidades é o fato de a DEA ter sido empregada sem dificuldades em estudos de unidades complexas — com múltiplos *inputs* e *outputs* —, podendo estar cada um em diferentes unidades de medida. Certamente os PSNA compõem o rol de unidades complexas, por apresentarem diversidade em volume de tráfego e alocação de controladores de tráfego aéreo (Piran; Lacerda; Camargo, 2018).

Uma das potencialidades da DEA é a possibilidade de ser utilizada, a nível gerencial, para comparar um grupo de unidades de prestação de serviço similar e, por meio dessa comparação, poder identificar as unidades relativamente eficientes e ineficientes. Com essa

identificação, torna-se capaz de medir a magnitude das ineficiências e buscar meios de reduzi-las (Fitzsimmons; Fitzsimmons, 2014, p. 202). Com isso, as unidades eficientes poderão dividir suas experiências e conhecimentos com aquelas menos eficientes.

Uma vez que se encontre a unidade eficiente ou o grupo delas, ela(s) torna(m)-se o *benchmark*, ou seja, o alvo a ser buscado pelas unidades menos eficientes. Com isso, surgirão medidas de ações que impactarão o planejamento estratégico de ação na busca de melhorias nas unidades similares, porém ainda menos eficientes (Piran; Lacerda; Camargo, 2018).

A inserção e o cálculo de pesos atribuídos às variáveis são realizados por meio de programação linear e de modo flexível, o que evita a possibilidade de vieses no modelo que comprometerão a confiabilidade dos resultados. A atribuição de pesos também pode vir a ser um fator limitador, conforme abordado mais à frente.

3.5.2 Limitações

Uma das primeiras limitações que surge é quanto à escolha das unidades de estudo para a aplicação da DEA. Esse tipo de técnica tende a sofrer influência da escolha das unidades de estudo, pois é a partir da escolha do conjunto em análise que se determina o comportamento dos dados. É pré-requisito que as unidades comparadas sejam homogêneas. A literatura não apresenta um conceito claro para a homogeneidade das DMUs. De modo geral, as DMUs serão homogêneas quando produzirem os mesmos *outputs* através da utilização dos mesmos *inputs* (Barbosa; Fuchigami, 2018; Motta *et al.*, 2018), diferenciando-se apenas nas quantidades de *inputs* e *outputs*. Outro conceito de homogeneidade complementar ao anterior relata que as unidades devem “realizar as mesmas tarefas, com os mesmos objetivos, trabalhar nas mesmas condições de mercado e ter autonomia na tomada de decisões” (Mello *et al.*, 2005). Logo, conclusões das análises se limitarão apenas a unidades inclusas, variáveis utilizadas e período de abrangência, não devendo ser extrapoladas desse contexto.

Outra limitação refere-se à regra de ouro empírica e estatística existente na DEA, a qual relaciona o número de DMUs com o número de *inputs* e *outputs*. A regra sugere que, se o número de *inputs* e *outputs* for alto em comparação ao número de DMUs, uma grande porcentagem das unidades será determinada como eficiente (Banker *et al.*, 1989). Em termos numéricos, sugere-se que o número de DMUs deve ser pelo menos tão grande quanto o maior valor entre o triplo da soma do número de *inputs* e *outputs*, e o produto do número de *inputs* e *outputs* (Cooper; Seiford; Tone, 2007, p. 284) (Toloo; Tichy, 2015), conforme demonstrado na equação a seguir.

$$n \geq \max \{ 3 (m + s), m \times s \}$$

Sendo,

n : n° de DMU

m : n° de outputs;

s : n° de inputs.

Os pesos, *a priori*, empregados por programação linear, apesar de evitar a criação de vieses, também podem gerar resultados inverossímeis ao atribuir peso nulo a alguma variável ou ainda, sobrestimar seu peso na busca da maximização da eficiência. Logo, a flexibilidade, ora vantajosa, torna-se negativa seja subvalorização ou supervalorização (Avellar, p. 13, 2004). Como possível solução, pode-se adotar a restrição aos pesos (Allen *et al.*, 1997).

4 REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA ACERCA DA MENSURAÇÃO DA EFICIÊNCIA EM PSNA POR MEIO DA DEA

A revisão sistemática da literatura (RSL) desempenha um papel crucial na fundamentação teórica e metodológica desta pesquisa. Essa revisão tem como objetivo principal sintetizar e analisar criticamente o conhecimento acumulado sobre o tema central deste estudo, permitindo a compreensão do estado da arte da área de estudo, bem como a identificação de oportunidades para investigações futuras.

A primeira contribuição relevante dessa RSL é a delimitação do problema de pesquisa. Ao reunir e avaliar estudos anteriores, pode-se identificar questões ainda não exploradas e entender a pesquisa no contexto científico ao longo do tempo, o que permite que esse estudo contribua efetivamente para o avanço do conhecimento científico.

Outro aspecto essencial é a construção de uma base teórica sólida. Por meio dessa revisão sistemática, permite-se a identificação de conceitos fundamentais e modelos de DEA empregados, além de contextualização do ambiente da pesquisa presente. Dessa forma, a dissertação se torna mais bem fundamentada e alinhada às discussões acadêmicas vigentes.

Ademais, esse tipo de revisão contribui para a justificativa e relevância do estudo. Ao apresentar um panorama detalhado das pesquisas anteriores, pode-se demonstrar a importância de sua investigação e destacar de que forma seus resultados foram obtidos, além de fornecer novas perspectivas sobre o tema. Essa abordagem fortalece a coerência argumentativa e a credibilidade acadêmica do trabalho.

A revisão sistemática também auxiliou na escolha do modelo DEA mais adequado para a aplicação em PSNA brasileiros. Por meio de estudos anteriores, pode-se avaliar as estratégias metodológicas utilizadas. Isso não apenas otimiza o desenvolvimento da pesquisa, mas também assegura que o estudo siga padrões científicos rigorosos.

Por fim, esta RSL desempenha um papel fundamental na discussão e contextualização dos resultados. Ao contrastar os achados da pesquisa desta dissertação com as descobertas de pesquisas anteriores, poder-se-á melhor interpretar os resultados e compreendê-los. Parte da revisão da literatura desenvolvida no âmbito desta dissertação e, em especial, neste capítulo, resultou no artigo intitulado “Eficiência dos Provedores de Serviço de Navegação Aérea (PSNA) por meio da Análise Envolvória de Dados (DEA): Revisão Sistemática da Literatura”, aceito para publicação na revista científica Revista Brasileira de Aviação Civil & Ciências Aeronáuticas (RBAC & CiA), o que evidencia a relevância e a contribuição acadêmica deste trabalho, apresentados no Anexos A e B.

4.1 MÉTODO

No presente estudo, realizou-se uma Revisão Sistemática da Literatura, um método rigoroso e transparente de síntese de pesquisas sobre um tema específico, com o objetivo de reduzir vieses e fortalecer a confiabilidade das conclusões obtidas (Tranfield, 2003). A escolha da RSL justifica-se por envolver um escopo estreito de estudo, sendo mais adequada para uma área específica de pesquisa ou nicho (Donthu *et al.*, 2021).

Por meio de uma abordagem quantitativa, buscou-se avaliar os estudos existentes sobre o emprego da DEA em PSNA. A síntese desses estudos é de natureza descritiva, uma vez que é um resumo textual das características e da informação relevante encontrada nas evidências científicas (De-La-Torre-Ugarte-Guanilo; Takahashi; Bertolozzi, 2011).

A pesquisa utiliza as diretrizes do protocolo *Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and MetaAnalyses* (PRISMA), utilizado em diversas áreas como estrutura para a análise da literatura (Olayode *et al.*, 2023). Tal abordagem estruturada é empregada para minimizar vieses e aumentar a confiabilidade dos resultados. Com base na metodologia PRISMA, construiu-se um protocolo por meio do qual é especificada a questão a ser investigada e os métodos utilizados para a revisão com objetivos claros (Donato; Donato, 2019). O planejamento do protocolo contemplou: (a) base de dados; (b) termos de pesquisa; (c) critérios de inclusão e exclusão.

A coleta de dados, acerca das evidências científicas existentes, foi realizada em dezembro de 2024, por meio de consulta a duas bases de dados, a saber, *Web of Science* (WoS) e Scopus. Essas bases foram escolhidas por serem multidisciplinares e por conterem artigos relevantes na comunidade acadêmica. A WoS indexa somente os periódicos mais citados em suas respectivas áreas, sendo um índice de citações, informando, para cada artigo, os documentos por ele citados e os documentos que o citaram. Além disso, possui hoje mais de 9.000 periódicos indexados (Web of Science, 2024). Já o Scopus é um banco de dados de resumos e citações que abrange mais de 28.300 títulos de mais de 7.000 editoras, incluindo periódicos revisados por pares, publicações comerciais, séries de livros e atas de conferências (Scopus, 2024).

A busca nas bases de dados mencionadas foi limitada ao período entre janeiro de 2013 e dezembro de 2024. Embora a DEA tenha surgido em 1978, a busca preliminar indicou que a primeira evidência científica da aplicação dessa metodologia em PSNA ocorreu em 2013 (Button; Neiva, 2013).

Os termos indexadores, suas combinações e os conectores utilizados em ambas as bases

de dados para a busca dos estudos foram: “*data envelopment analysis*” AND “*air navigation service providers*” OR “*air navigation services*”. Tais palavras-chaves foram escolhidas por se relacionarem diretamente com a questão-problema desta pesquisa, além de viabilizar uma estratégia sistemática e reproduzível referente à seleção das evidências científicas.

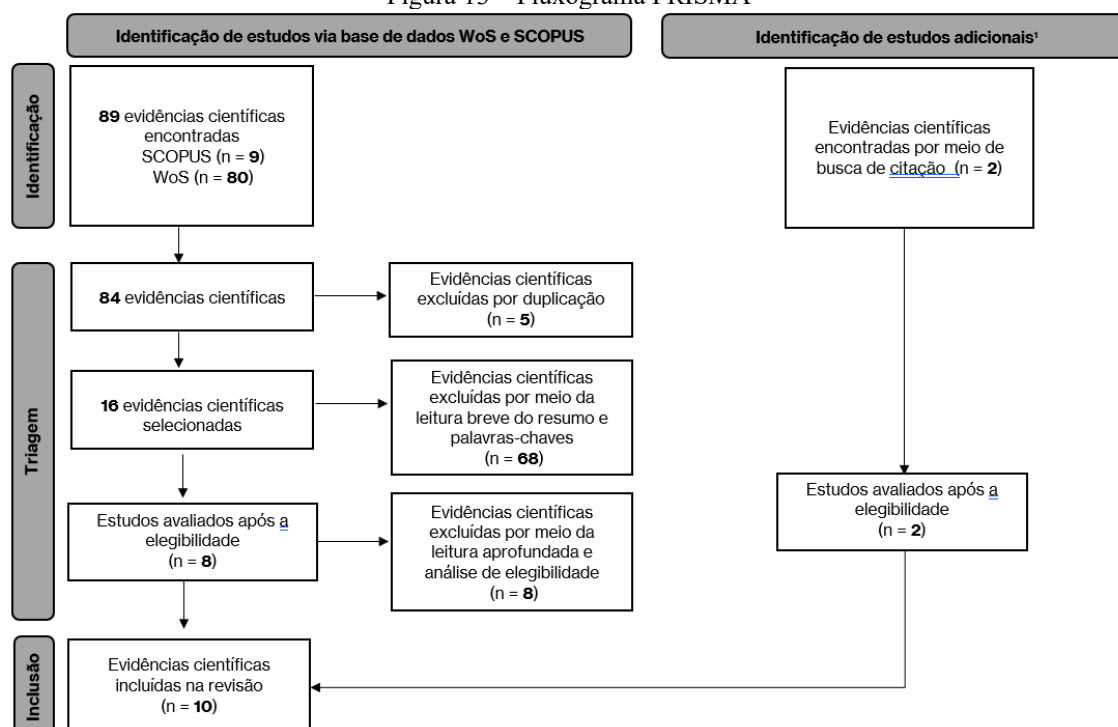
Com o objetivo de ampliar ao máximo as fontes de busca, em ambas as bases não foi realizada nenhuma exclusão face ao tipo de material a ser buscado nem ao idioma da publicação. Ademais, em relação à definição de preferência de localização desses indexadores no conteúdo da literatura, na WoS, foi realizada a busca em todos os campos e, na Scopus, os campos selecionados foram título, resumo e palavras-chave.

O resultado inicial da busca resultou em 89 evidências científicas, sendo 80 delas encontradas na base WoS e as demais na Scopus. Esses documentos foram analisados sob o escopo de duplicidade e dos critérios de inclusão e exclusão.

Inicialmente foram eliminadas as evidências científicas duplicadas em ambas as bases de dados consultadas, total de cinco duplicatas. Depois, como critério de exclusão, foram eliminados os documentos oriundos de entradas incorretas. Tais documentos foram excluídos, por meio da leitura breve do resumo e das palavras-chave, ou por não serem pertinentes à DEA, ou se relacionavam à eficiência, porém não direcionavam para aplicação em PSNA. Aplicando esse critério, reduziu-se de 84 para 17 evidências científicas.

Com a leitura aprofundada da evidência científica e análise da elegibilidade a fim de avaliar a relevância para esta pesquisa, resultaram em oito evidências científicas encontradas como pertinentes para a RSL e, portanto, relacionadas ao escopo desta pesquisa. Por meio da análise de elegibilidade, foram eliminados estudos com abordagem superficial da eficiência em PSNA; direcionados para a avaliação do desempenho por meio de indicadores de performance; com a visão de modelo de negócios para os PSNA e, por fim, com foco na eficiência do ATCO e de setorização do PSNA. Com a leitura dessas oito pesquisas, foram descobertas duas evidências referenciadas no corpo do estudo, não detectadas no processo de identificação e de triagem prévios. Após a análise de elegibilidade dessas evidências, elas foram inseridas nesta revisão. Ao final, foram incluídas dez evidências para compor a RSL, conforme esquematizado na Figura 13.

Figura 13 – Fluxograma PRISMA



¹ Os estudos adicionais foram descobertos quando avaliadas as evidências já encontradas nas base de dados (fase final da triagem).

Fonte: Page MJ *et al.* (2021).

4.2 ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Esta revisão sistemática da literatura analisou estudos sobre o emprego da Análise Envoltória de Dados (DEA) em Provedores de Serviço de Navegação Aérea (PSNA) publicados entre 2013 e 2024. A partir da triagem inicial, foram selecionados dez artigos diretamente relacionados a esta pesquisa para análise detalhada com base em critérios de inclusão e exclusão previamente estabelecidos. Os principais achados desta revisão são analisados e discutidos a seguir e estão compilados nos quadros 1, 2 e 3 de síntese das evidências científicas.

Nas evidências encontradas na literatura, o foco predominante da aplicação desta análise foi observado em PSNA europeus, devido à iniciativa europeia de superar a fragmentação do espaço aéreo por meio da busca por um Céu Único Europeu (SES) e mais eficiente (Cujic *et al.*, 2015), com a implementação de Blocos de Espaço Aéreo Funcionais (FABs) (Button; Neiva, 2013; Standfuss; Schultz, 2017). Esse foco também pode estar relacionado à disponibilidade e à padronização de dados, realizados pela EUROCONTROL com a PRC and PRU, que desempenha papel crucial no monitoramento e na revisão do desempenho do sistema de navegação aérea europeu, coletando dados anualmente e de modo padronizado (Button; Neiva, 2013; 2014; Cujic *et al.*, 2015; Bilotkach *et al.*, 2015; Standfuss *et al.*, 2019; Standfuss

et al., 2024). Vários dos artigos mencionam a utilização dessa fonte de dados.

Os estudos selecionados analisaram dados do período de 2002 a 2018. Alguns estudos mencionam que tais dados apresentam problemas (Button; Neiva, 2014) ou foram coletados ou calculados de maneiras distintas por alguns PSNA (Standfuss; Schultz, 2017), sendo que a partir de 2008, a qualidade dos dados foi aprimorada, basicamente devido a melhorias em relação ao processo de coleta, especialmente nos indicadores escolhidos (Standfuss; Schultz, 2017).

Já em relação ao modelo empregado na DEA, os estudos selecionados tenderam para o modelo de VRS (Button; Neiva, 2013; 2014) ou utilizaram esse modelo em conjunto com o de CRS (Arnaldo *et al.*, 2014) (Bilotkach *et al.*, 2015; Standfuss; Schultz, 2017; 2018; Standfuss *et al.*, 2019; 2024). Cabe salientar que alguns estudos não descreveram o modelo adotado (Grigorov; Mark, 2014; Cujic *et al.*, 2015). A tendência pela aplicação do modelo VRS justifica-se por esse modelo possibilitar a distinção entre as eficiências técnica e de escala (Bilotkach *et al.*, 2015; Standfuss; Schultz, 2018). Além disso, o modelo VRS permite uma modelagem mais realista da fronteira de produção, ao considerar que as DMUs operam em diferentes escalas de produção (Standfuss; Schultz, 2018; Standfuss *et al.*, 2024). E os estudos que apresentam o emprego conjunto dos dois modelos (Arnaldo *et al.*, 2014; Bilotkach *et al.*, 2015; Standfuss; Schultz, 2017; 2018; Standfuss *et al.*, 2019, 2024) — CRS e VRS — permitem a comparação de resultados de ambos os modelos, nos quais é possível identificar se a economia de escala é crescente ou decrescente (Standfuss; Schultz, 2018).

Essa variação na economia de escala indica que a relação entre o tamanho operacional de um PSNA e sua eficiência não é linear e pode mudar à medida que o tamanho aumenta. O tamanho operacional de um PSNA é uma característica multifacetada que engloba, por exemplo, volume de tráfego, dimensão do espaço aéreo, número de controladores de tráfego aéreo, horas de voo, complexidade de tráfego e infraestrutura operacional. Compreender o tamanho operacional dos PSNA é crucial para avaliar a eficiência.

Por exemplo, um PSNA está sujeito a economias de escala crescentes quando um aumento na quantidade de seus *inputs* (recursos utilizados) leva a um aumento proporcionalmente maior em seus *outputs* (serviços ou produtos gerados). Standfuss e Schultz (2017) mencionam que PSNA com um pequeno tamanho operacional poderiam alcançar melhorias de eficiência por meio da estrutura dos FABs, sugerindo operação sob CRS. Por outro lado, esses autores relatam que o PSNA está sujeito a economias de escala decrescentes quando um aumento na quantidade de seus *inputs* leva a um aumento proporcionalmente menor em seus *outputs*, ou seja, à medida que o PSNA cresce, ele pode se tornar menos eficiente em termos relativos. Standfuss e Schultz (2017) sugerem que o modelo revela retornos decrescentes

de escala para os PSNA maiores.

A orientação da análise está relacionada à perspectiva de avaliação da eficiência do PSNA e dependerá dos objetivos dessa análise. No contexto dos PSNA, uma análise orientada para *inputs* pode questionar qual a menor quantidade de recursos (por exemplo, custos operacionais e com pessoal) necessária para manter o nível atual de serviços de navegação aérea (por exemplo, voos controlados e horas de voo) (Standfuss *et al.*, 2019). Esses autores sugerem que como a saída dos PSNA pode ser vista como determinada pela demanda das companhias aéreas, uma DEA orientada para *inputs* pode ser mais apropriada. Para PSNA, uma orientação a *outputs* também poderia ser aplicada, por exemplo, para investigar qual o aumento máximo dos serviços de navegação aérea (*outputs*) que poderia ser alcançado com os recursos empregados (*inputs*). Uma aplicação de ambas as orientações pode ser utilizada para verificar a robustez do resultado, como os realizados por Bilotkach *et al.* (2015), Standfuss e Schultz (2017; 2018) e Standfuss *et al.* (2019; 2024).

Tal emprego conjunto de orientações corresponde a 50% do total de trabalhos analisados. Portanto, é importante que a escolha da orientação esteja justificada e considere as características das DMUs, bem como os objetivos da análise.

A DEA permite o emprego de técnicas complementares para corrigir limitações estatísticas ou permitir *insights* aprofundados (Standfuss; Schultz, 2018). Uma dessas técnicas é chamada de *bootstrapping*, que permite realizar inferências estatísticas sobre os resultados da DEA, como a correção do viés nas pontuações de eficiência e a obtenção de intervalos de confiança. Tal técnica foi observada nos estudos de Button e Neiva (2013; 2014), Bilotkach *et al.* (2015) e Standfuss *et al.* (2024).

Outras técnicas adicionais foram observadas, tais como: análises de regressão por Mínimos Quadrados Ordinários (OLS) (Button; Neiva, 2013; 2014; Grigorov; Mark, 2014) e pelo Modelo Tobit (Standfuss *et al.*, 2019). De modo geral, as análises de regressão permitem entender “como” as variáveis independentes, ou seja, aquelas que podem impactar a eficiência, se relacionam com as variáveis dependentes, que são a medida da eficiência dos PSNA, obtida por meio da DEA e que variam de 0 a 1. Enquanto a análise por OLS não considera os limites de valores da variável dependente, o Modelo Tobit respeita esse limite ao manter os resultados dentro dele. Constatou-se também, como técnica complementar, coeficientes de correlação para identificar as variáveis que seriam consideradas (Arnaldo *et al.*, 2014), e, com isso, evitar a escolha de variáveis que refletissem o mesmo efeito. Pode-se dizer que o emprego de coeficiente de correlação é uma etapa preparatória para a aplicação da DEA, enquanto as análises de regressão são realizadas a partir dos resultados encontrados na DEA, mas não são

etapas compulsórias por não estarem presentes em todas as fontes encontradas (Cujic *et al.*, 2015; Bilotkach *et al.*, 2015; Standfuss; Schultz, 2017; 2018; Standfuss *et al.*, 2024).

A técnica de medidas baseadas em *slacks* (folgas) (Cujic *et al.*, 2015; Standfuss *et al.*, 2024) e de emprego da super-eficiência DEA (Standfuss *et al.*, 2024) também foram observadas. A primeira é abordada nos estudos como uma forma de refinar a análise de eficiência na DEA, especialmente quando se considera a presença de *outputs* indesejáveis. Em termos numéricos, um PSNA analisado será considerado eficiente somente se todos os valores de *slack* forem iguais a 0, indicando que não há necessidade de melhoria em *inputs* ou *outputs* (Cujic *et al.*, 2015). Essa metodologia se revela especialmente relevante na análise de *outputs* indesejáveis, pois possibilita a quantificação da redução necessária desses *outputs* para a otimização da eficiência. Contudo, a aplicação prática da DEA baseada em *slacks* em um dos estudos resultou em valores instáveis, suscitando questionamentos quanto à sua adequação a determinados contextos de avaliação de PSNA (Standfuss *et al.*, 2024), visto que os provedores têm pouca influência sobre o *output*.

Já o emprego da super-eficiência DEA, diferentemente dos resultados da DEA padrão, permite resultados de eficiência acima de 100%. É utilizado com dois propósitos: ranquear unidades eficientes, permitindo distinguir e ordenar as unidades que foram consideradas igualmente eficientes na análise DEA padrão; e identificar *outliers* (valores atípicos) e anomalias, existentes em PSNA que consistentemente apresentam pontuações de super-eficiência significativamente mais altas do que as demais.

A variabilidade das variáveis empregadas como *inputs* e *outputs* nos estudos sobre a eficiência dos PSNA europeus refletem a complexidade da produção de serviços de gestão de tráfego aéreo. A seleção dessas variáveis é crucial para a validade e interpretação das análises de eficiência realizadas.

As variáveis de *outputs* buscam quantificar os serviços ou os resultados gerados pelos PSNA. As mais frequentemente utilizadas incluem medidas de total de horas de voo controladas e o número de movimentos de aeronaves IFR (*Instrument Flight Rules*) controlado nos aeroportos. Essas variáveis representam os principais serviços operacionais fornecidos pelos PSNA, abrangendo tanto o controle em rota quanto o controle terminal. Alguns estudos também empregam uma variável composta, *composite flight hours* (CFH), que agrega horas de voo e movimentos aeroportuários utilizando um fator de ponderação baseado nos custos médios (Standfuss *et al.*, 2024). A escolha entre *outputs* individuais (horas de voo e movimentos) ou uma medida composta (CFH) é um ponto de discussão, com alguns autores argumentando que o uso de CFH pode introduzir vieses (Bilotkach *et al.*, 2015).

Em relação aos *inputs*, o pessoal é um *input* fundamental, frequentemente representado pelo número de ATCOs ou pelas horas trabalhadas por eles. É importante notar que alguns estudos também consideram o pessoal não ATCO como um *input* (Bilotkach *et al.*, 2015; Standfuss; Schultz, 2017). A seleção de *inputs* busca capturar os principais fatores que impulsionam a PSNA, equilibrando a inclusão de todos os recursos relevantes com a limitação do número de variáveis para manter a robustez do modelo DEA.

Standfuss *et al.* (2017; 2019) relatam que a DEA tende a identificar um número elevado de unidades eficientes quando há um número limitado de entidades (PSNA) combinado com um elevado número de *inputs* e *outputs*. Logo, esses estudos apontam para a importância de limitar o número de variáveis (*inputs* e *outputs*) nos modelos DEA aplicados à avaliação da eficiência dos PSNA europeus, a fim de evitar um número excessivo de unidades consideradas eficientes. Tal preocupação com o número de variáveis vai ao encontro da regra de ouro empírica e estatística existente na DEA. Essa regra relaciona o número de DMUs com o número de *inputs* e *outputs*. A regra sugere que, se o número de *inputs* e *outputs* for alto em comparação ao número de DMUs, uma grande porcentagem das unidades será determinada como eficiente. Em termos numéricos, sugere-se que o número de DMUs deve ser pelo menos tão grande quanto o maior valor entre o triplo da soma do número de *inputs* e *outputs*, e o produto do número de *inputs* e *outputs* (Cooper; Seiford; Tone, 2007, p. 284; Toloo; Tichy, 2015).

Ademais, os fatores que afetam a eficiência dos PSNA europeus abrangem uma variedade de aspectos operacionais e de custos, assim como de recursos humanos e organizacionais, sendo que a complexidade de tráfego é o fator mais mencionado nos estudos analisados. Ter conhecimento dos fatores permite compreender as causas de ineficiência e possibilita a implementação de melhorias no gerenciamento de tráfego aéreo.

Apesar das contribuições significativas desta revisão, algumas limitações devem ser destacadas. A maioria dos estudos revisados apresentou limitações inerentes à natureza dos dados, que incluem disponibilidade e falta de uniformidade na coleta (Standfuss; Schultz, 2018; Standfuss *et al.*, 2024) e até escassez de dados (Grigorov; Mark, 2014). Por último, a utilização de dados financeiros foi particularmente questionada devido às heterogeneidades nos níveis de preços e salários entre os países europeus (Standfuss *et al.*, 2024).

Diante do exposto, a revisão sistemática aponta que a metodologia DEA oferece *insights* valiosos sobre o desempenho do sistema ATM, à nível de PSNA. Desafios ainda persistem ao se deparar com a heterogeneidade entre os PSNA, a implementação efetiva dos FABs e os dados utilizados. As particularidades operacionais, regulatórias e de disponibilidade de dados podem variar significativamente entre a Europa e outros países. Pesquisas futuras poderiam concentrar-

se na adaptação dos modelos DEA utilizados nos estudos europeus, incluindo a seleção de *inputs* e *outputs* relevantes e a consideração de fatores contextuais específicos do sistema de navegação aérea brasileiro. Ao aplicar a metodologia DEA a PSNA brasileiros, seria possível realizar *benchmarking* comparativo com os resultados obtidos para os PSNA europeus e de outras regiões.

Quadro 2 – Síntese das evidências científicas: escopo geral

N	Autor(es)	Período dos dados	Modelo de DEA	Uso de técnica adicional	Orientação	Foco do estudo
1	Button e Neiva (2013)	2002-2010	VRS	<i>Bootstrapping</i> e Regressão por Mínimos Quadrados Ordinários (OLS)	<i>inputs</i>	Eficiência relativa dos FABs
2	Button e Neiva (2014)	2002-2009	VRS	<i>Bootstrapping</i> e Regressão por Mínimos Quadrados Ordinários (OLS)	<i>inputs</i>	Eficiência relativa dos PSNA europeus
3	Grigorov e Mark (2014)	2003	n.a.	Regressão por Mínimos Quadrados Ordinários (OLS)	<i>outputs</i>	Construção de Modelo de Produtividade do Serviço ATC (MASP) para mensuração da sustentabilidade de uma organização com foco na eficiência e eficácia
4	Arnaldo <i>et al.</i> (2014)	2001-2011	CRS/VRS	Análise de correlação	<i>inputs e outputs</i>	Eficiência relativa e a produtividade dos PSNA europeus
5	Cujic <i>et al.</i> (2015)	2009-2011	n.a.	Medidas Baseadas em <i>Slacks</i> (SBM)	<i>inputs e outputs</i>	Eficiência relativa dos PSNA europeus
6	Bilotkach <i>et al.</i> (2015)	2002-2011	CRS/VRS	<i>Bootstrapping</i> e Índice Malmquist	<i>outputs</i>	Eficiência relativa dos PSNA europeus
7	Standfuss e Schultz (2017)	2014	CRS/VRS	n.a.	<i>inputs</i>	Investigação de ganhos de eficiência por meio da implementação da estrutura dos FABs em PSNAs europeus
8	Standfuss e Schultz (2018)	2003-2016	CRS/VRS	Índice Malmquist	<i>inputs</i>	Avaliação do desempenho dos PSNAs europeus através de <i>benchmarking</i>
9	Standfuss <i>et al.</i> (2019)	2014 e 2016	CRS/VRS	Análise de regressão (incluindo o Modelo Tobit)	<i>inputs</i>	Análise da relação entre a fragmentação e a eficiência dos PSNA europeus
10	Standfuss <i>et al.</i> (2024)	2008-2018	CRS/VRS	<i>Bootstrapping</i> , DEA Super Eficiência e Medidas Baseadas em <i>Slacks</i> (SBM)	<i>inputs</i>	Investigação da influência da fragmentação do espaço aéreo na eficiência do ATM europeu

Fonte: o autor (2025).

Quadro 3 – Síntese das evidências científicas: relação de *inputs* e *outputs*

N	Autor(es)	Inputs										Outputs												
		Custos de provisão de gestão de tráfego aéreo/comunicações, navegação e vigilância (ATM/CNS) gate-to-gate	Outros custos gate-to-gate de serviços não relacionados ao controle (custos meteorológicos aeronáuticos, custos da EUROCONTROL, pagamentos por serviços regulatórios e de supervisão e pagamentos a autoridades governamentais)	Razão de voos diários/tempo de trânsito	Nº de ACC	Custos operacionais exceto custos com ATCO	Custos com ATCO	Unidade de Infraestrutura Composta (CIU)	Custos operacionais diretos	Horas de serviço dos ATCO	Nº ATCOs	Pessoal e horas de trabalho (exceto ATCOs)	Horas de voo controladas por regras de voo por instrumentos (IFR) pelo ANS	Movimentos aeroportuários IFR controlados pelo ANSP	1/Minutos de atrasos na gestão de fluxo de tráfego aéreo (ATEM) superiores a 15 minutos	Razão de horas de voo/tempo de trânsito	Horas de voo controladas	Nº ATCOs em OPS	Horas de serviço dos ATCOs	Número de setores	Número de horas de voo composto controladas (CFH)	Horas/setor e soma das horas- setor	Receitas totais	
1	Button e Neiva (2013)	X	X									X	X	X										
2	Button e Neiva (2014)	X	X									X	X	X										
3	Grigorov e Mark (2014)			X																				
4	Arnaldo <i>et al.</i> (2014)	X	X			X	X			X	X			X		X	X	X	X	X	X	X	X	X
5	Cujic <i>et al.</i> (2015)	X	X			X	X							X								X	X	X
6	Bilotkach <i>et al.</i> (2015)	X				X	X					X	X											
7	Standfuss e Schultz (2017)					X	X	X	X	X	X	X	X										X	
8	Standfuss e Schultz (2018)					X	X	X	X	X	X	X	X										X	
9	Standfuss <i>et al.</i> (2019)					X	X	X	X	X	X	X	X										X	
10	Standfuss <i>et al.</i> (2024)						X	X	X	X	X	X	X										X	

Fonte: o autor (2025)

Quadro 4 – Síntese das evidências científicas: fatores que afetam a eficiência

N	Autor(es)	Fatores que afetam a eficiência															
		Fragmentação do espaço aéreo	Estrutura institucional dos PSNAs	Complexidade do tráfego (densidade do tráfego e complexidade estruturada)	Nº de setores	Estrutura e Cultura Organizacionais	Tecnologia e Equipamentos	Habilidades especializadas/treinamentos de ATCO	Condições meteorológicas	Tamanho e o volume do espaço aéreo	Atrasos de tráfego	Variabilidade temporal do tráfego aéreo	Crises econômicas/políticas	Heterogeneidade dos serviços prestados	Incertezas na previsão do tráfego	Esforços de coordenação	Flexibilidade do espaço aéreo
1	Button e Neiva (2013)	X	X	X	X												
2	Button e Neiva (2014)		X	X	X												
3	Grigorov e Mark (2014)			X		X	X	X									
4	Arnaldo <i>et al.</i> (2014)				X									X			
5	Cujic <i>et al.</i> (2015)	X									X	X					
6	Bilotkach <i>et al.</i> (2015)	X	X														
7	Standfuss e Schultz (2017)	X				X									X	X	
8	Standfuss e Schultz (2018)			X				X			X	X	X	X			
9	Standfuss <i>et al.</i> (2019)	X		X		X	X		X								
10	Standfuss <i>et al.</i> (2024)	X		X									X				

Fonte: o autor (2025).

4.3 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Em suma, esta RSL investigou a aplicação da DEA na avaliação da eficiência dos PSNA no período de 2013 a 2024. A análise revelou um predomínio de estudos focados em provedores europeus, impulsionado pela iniciativa do Céu Único Europeu (SES) e pela disponibilidade de dados padronizados da EUROCONTROL. Os estudos analisados empregaram principalmente os modelos DEA com VRS e, frequentemente, com CRS, visando distinguir entre eficiências técnica e de escala e modelar a fronteira de produção de forma mais realista.

A seleção de *inputs* e *outputs* variou entre os estudos, refletindo a complexidade da produção de serviços de gestão de tráfego aéreo. As variáveis de *output* mais comuns incluíram horas de voo controladas e movimentos IFR, enquanto o número de ATCOs foi um *input* fundamental em muitas análises. A revisão também identificou a complexidade do tráfego como um dos fatores mais relevantes a afetar a eficiência dos PSNA.

A metodologia DEA foi frequentemente complementada por técnicas adicionais como *bootstrapping* para inferências estatísticas; análises de regressão (OLS e Modelo Tobit) para entender os impactos de variáveis externas; coeficientes de correlação para seleção de variáveis e, por fim, medidas baseadas em *slacks* e super-eficiência DEA para refinar a análise e identificar *outliers*.

Apesar das valiosas contribuições, a revisão apontou limitações importantes relacionadas à disponibilidade, uniformidade, escassez e heterogeneidade dos dados, especialmente em relação a dados financeiros.

Em conclusão, a metodologia DEA demonstra ser uma ferramenta valiosa para gerar *insights* sobre o desempenho do sistema ATM no nível dos PSNA. No entanto, é crucial considerar a heterogeneidade entre os PSNA, os desafios na implementação de FABs e as limitações dos dados disponíveis.

Pesquisas futuras poderiam se concentrar na adaptação dos modelos DEA utilizados em estudos europeus para o contexto específico do sistema de navegação aérea brasileiro, incluindo a seleção de *inputs* e *outputs* relevantes e a consideração de fatores contextuais singulares. A aplicação da DEA em PSNA brasileiros permitiria realizar *benchmarking* comparativo com os resultados obtidos para PSNA europeus e de outras regiões, oferecendo subsídios para melhorias na eficiência e qualidade dos serviços de controle de tráfego aéreo no Brasil.

5 METODOLOGIA CIENTÍFICA

A metodologia científica constitui um conjunto de procedimentos sistemáticos, racionais e organizados que orientam o pesquisador na construção do conhecimento científico. Ela não se limita a um rol de técnicas, mas envolve também um modo de pensar que permite a investigação rigorosa de fenômenos e a busca por respostas válidas e confiáveis aos problemas propostos (Triviños, 1987). Gil (2008) define a metodologia científica como o conjunto de procedimentos intelectuais e técnicos empregados para atingir o conhecimento. Nesse sentido, Lakatos e Marconi (2022) destacam que a metodologia científica permite alcançar um conhecimento verdadeiro com maior segurança e economia, ao traçar o caminho a ser seguido, detectar erros e apoiar decisões ao longo do processo investigativo. Assim, ela cumpre um papel essencial na fundamentação e condução de toda pesquisa acadêmica.

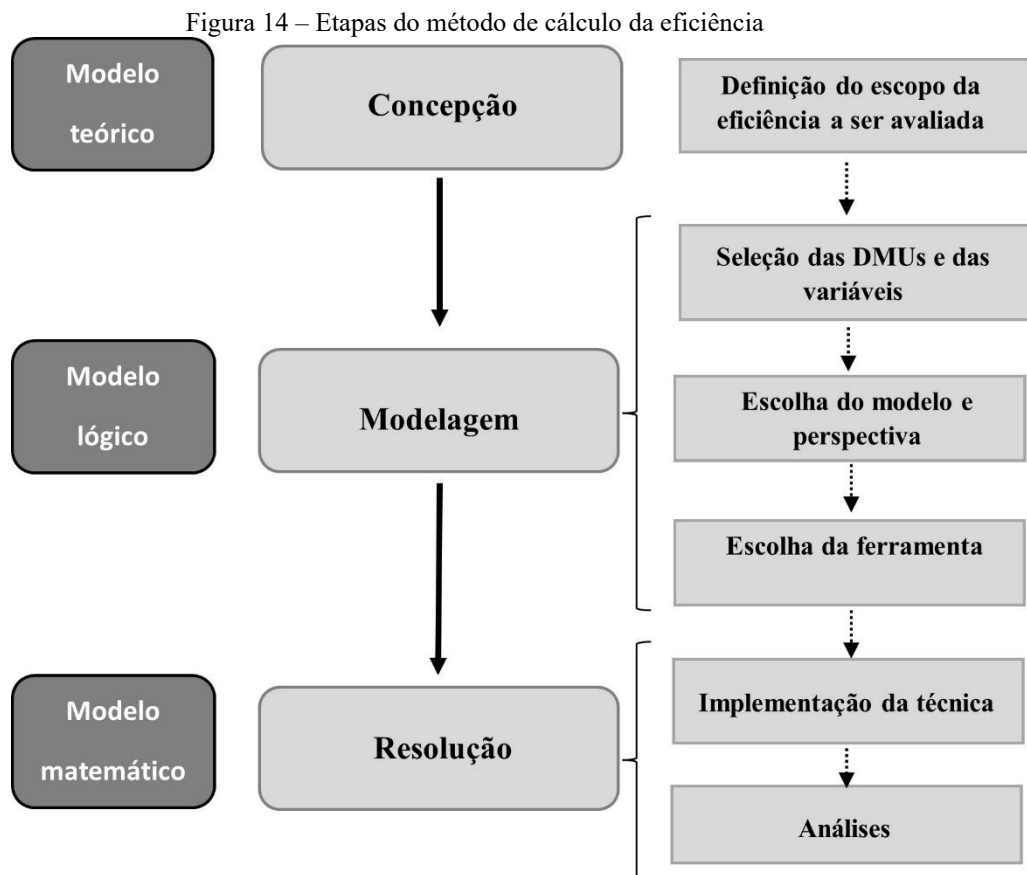
Em relação a aspectos metodológicos, a aplicação da Análise Envoltória de Dados (DEA) em pesquisas científicas demanda a articulação entre diferentes níveis de abordagem, a fim de garantir consistência teórica, lógica e técnica ao processo investigativo. O primeiro desses níveis é o modelo teórico, que corresponde à estrutura conceitual que fundamenta a análise. Nesse modelo, define-se o que se entende por eficiência no contexto estudado, quais fatores a influenciam e como se espera que as variáveis se relacionem, com base em referenciais da literatura. A DEA, nesse sentido, deve ser mais do que uma ferramenta de cálculo, ela deve ser aplicada a partir de uma compreensão teórica sólida do fenômeno, que justifique a escolha dos *inputs* e *outputs* e contextualize a análise no âmbito de uma problemática científica relevante. Assim, o modelo teórico estabelece as bases epistemológicas e conceituais que orientam o restante da abordagem.

Na sequência, o modelo lógico representa uma etapa intermediária entre o modelo teórico e o modelo matemático. Ele estrutura formalmente os elementos essenciais da análise — como insumos, produtos e critérios de avaliação — e explicita as relações funcionais ou causais entre eles. Nesse modelo, são definidas as condições sob as quais as DMUs serão comparadas, considerando a coerência do sistema e a lógica da transformação de *inputs* em *outputs*. A organização dessas relações pode ser expressa por meio de esquemas, mapas conceituais ou fluxogramas, que permitem visualizar a lógica do problema decisório a ser analisado. Essa formalização é fundamental para garantir que a aplicação da DEA não se baseie apenas em dados disponíveis, mas respeite uma estrutura analítica coerente com os objetivos da pesquisa.

Por fim, o modelo matemático consiste na formalização quantitativa do problema de

eficiência, sendo representado por sistemas de equações e restrições típicas da programação linear. É nessa etapa que a DEA é operacionalizada por meio de algoritmos que calculam o escore de eficiência relativa das DMUs, a partir das variáveis previamente definidas. A aplicação do modelo DEA a ser utilizado (como CCR ou VRS), bem como sua orientação (a *input* ou a *output*), também são realizadas nesse momento, com base nas definições teóricas e lógicas estabelecidas nas etapas anteriores. O modelo matemático traduz o problema de forma precisa e objetiva, permitindo a execução computacional da análise e a interpretação dos resultados dentro dos limites e pressupostos previamente definidos. Assim, o encadeamento entre os três modelos assegura que a aplicação da DEA mantenha integridade científica e relevância metodológica.

Nesse estudo, o método será representado pelos passos lógicos para atingir os objetivos elencados para esta pesquisa, sendo composto por um conjunto de técnicas de caráter matemático, que viabilizará a mensuração da eficiência relativa em um conjunto de DMUs. Tais técnicas são representadas pelas DEAs utilizadas. De modo esquematizado, o método pode ser definido nas etapas constantes na Figura 15, articuladas sob a abordagem dos modelos teórico, lógico e matemático.



Fonte: o autor (2025).

5.1 CONCEPÇÃO

Corresponde ao momento em que se define e se estrutura os principais elementos do estudo, ou seja, planeja-se conceitualmente a aplicação da DEA de acordo com o problema de pesquisa. Ou seja, há a definição do escopo da eficiência a ser avaliada. É uma fase fundamental, pois orienta todo o processo subsequente de coleta e análise de dados.

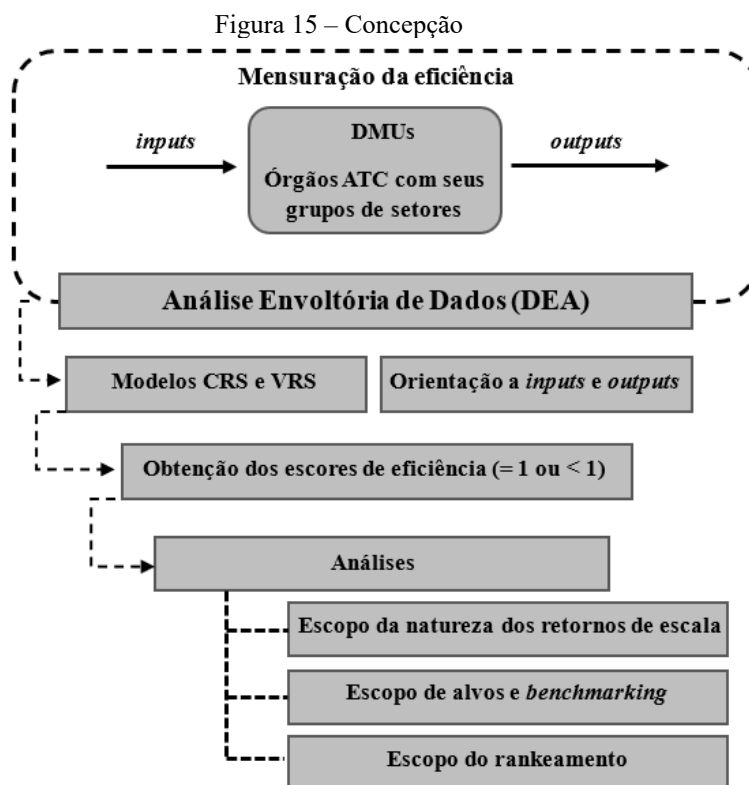
Esse trabalho tem o propósito de avaliar a eficiência relativa de 17 grupos de setores de espaço aéreo, existentes em órgãos de controle de tráfego aéreo, chamadas como DMU (*Decision Making Units*), considerando a questão norteadora: como mensurar a eficiência relativa em PSNA brasileiros por meio das variáveis operacionais de demanda e de controladores de tráfego aéreo?

Essa eficiência relativa pode ser mensurada pela técnica de DEA, apresentada em diferentes modelos, sendo os clássicos o CRS e VRS e sob perspectivas de orientações considerando variáveis de *inputs* e de *outputs*. Por meio de cada modelo, é possível obter escores de eficiência relativa, considerado o período analisado. Se o resultado for =1, DMU é eficiente, se < 1 , a DMU é ineficiente e, portanto, com possibilidades de melhorias.

O modelo CRS mensura a eficiência técnica global e considera a proporcionalidade entre as variáveis de *inputs* e *outputs*. Já o modelo VRS permite obter a eficiência técnica (pura) dissociada da eficiência de escala, sendo esta última, obtida por meio da relação dos escores de eficiência técnica global do Modelo CRS com a eficiência técnica do modelo VRS.

Com os escores de eficiência, é possível definir: a eficiência de cada DMU, a comparação das DMUs entre si, e, conseqüentemente, a possibilidade de ranqueá-las, de criar alvos e definir *benchmarks*, com o propósito de melhorias nos escores de eficiência onde houver possibilidades.

Considerando que na concepção é estabelecido o percurso lógico que sustentará a investigação, buscou-se representar de modo sintético o arcabouço racional inicial de organização das ideias, a fim de fornecer orientação e coerência da aplicação da mensuração de eficiência em estudo, conforme ilustrado na Figura 16. As definições conceituais que apoiam e sustentam essa etapa foram detalhadas no Capítulo 2.



Fonte: o autor (2025).

5.2 MODELAGEM

Nessa etapa, o problema de pesquisa é formalizado a partir da construção de um modelo teórico que representa a realidade investigada. A modelagem consiste na tradução dos conceitos e variáveis relevantes para uma estrutura analítica que permita a investigação sistemática do fenômeno, de acordo com os pressupostos teóricos e os objetivos do estudo.

No caso da DEA, por exemplo, a modelagem, no escopo lógico, aborda o raciocínio por trás da aplicação da análise, definindo como os elementos se relacionam e qual lógica será seguida para comparar as unidades avaliadas (DMUs). Portanto, corresponde à etapa em que os elementos essenciais da análise — como *inputs*, *outputs* e critérios de comparação — são organizados formalmente de modo a estruturar o raciocínio analítico, sem ainda recorrer à linguagem matemática.

Na modelagem, há a escolha do tipo de modelo (como CCR ou VRS), a definição da orientação (*input* ou *output*), a seleção e formalização das variáveis de entrada e saída, bem como a explicitação das restrições e pressupostos matemáticos. Portanto, essa etapa é essencial, pois estabelece os parâmetros com base nos quais os dados serão processados e interpretados, garantindo coerência entre os fundamentos teóricos e a aplicação empírica da pesquisa.

5.2.1 Seleção das DMUs e das variáveis

A seleção das DMUs e das variáveis utilizadas no modelo DEA foi realizada com base em critérios de coerência operacional, disponibilidade de dados e aderência ao objetivo da pesquisa, que consiste em mensurar a eficiência relativa de agrupamentos de setores de espaço aéreo no desempenho das funções de controle de tráfego aéreo. As DMUs foram definidas a partir da consolidação de 17 órgãos de controle de tráfego aéreo com grupos de setores em diferentes porções do espaço aéreo brasileiro, que apresentam características funcionais homogêneas, uma vez que há similaridade nas operações desempenhadas quanto à natureza dos serviços prestados. A delimitação dos grupos considerou aspectos geográficos, operacionais e estruturais, assegurando comparabilidade entre as unidades avaliadas, conforme pressuposto fundamental da modelagem DEA.

As variáveis de entrada (*inputs*) e de saída (*outputs*) foram selecionadas com base na literatura especializada e na lógica de produção dos serviços de controle de tráfego aéreo. Como variáveis de entrada, foram adotados: (i) o número total de ATCOs alocados nos respectivos grupos de setores, e (ii) a média de horas efetivamente trabalhadas por esses profissionais no período de análise. Tais variáveis refletem os principais recursos humanos empregados na atividade-fim. Por sua vez, as variáveis de saída compreendem: (i) o número de voos controlados e (ii) o total de horas voadas sob responsabilidade dos respectivos grupos de setores, indicadores que expressam a carga de trabalho operacional e o volume de serviços efetivamente prestados.

Tais variáveis foram obtidas por meio de acesso a dois sistemas de dados. As variáveis de *inputs* foram obtidas do Sistema de Gerenciamento de Pessoal Operacional (SGPO), desenvolvido pelo DECEA, e as variáveis de *outputs*, por meio do SAGITARIO, desenvolvido pela empresa ATECH do Grupo EMBRAER. Essas variáveis estão organizadas mensalmente, visto que a gestão de alocação de pessoal operacional é realizada com a periodicidade mensal. A escolha dessas variáveis visa garantir a representação adequada do processo produtivo das DMUs no modelo DEA, respeitando o princípio da proporcionalidade entre insumos e produtos e assegurando a validade dos resultados obtidos.

5.2.2 Escolha do modelo e perspectiva

No presente estudo, adotaram-se os modelos clássicos da DEA, especificamente os modelos propostos por Charnes, Cooper e Rhodes (1978), com retornos constantes de escala (CCR ou CRS), e por Banker, Charnes e Cooper (1984), com retornos variáveis de escala (BCC

ou VRS). A aplicação conjunta desses modelos justifica-se pela necessidade de distinguir a eficiência técnica propriamente dita dos efeitos decorrentes da escala de operação das unidades avaliadas. Nesse contexto, a consideração dos retornos constantes permite aferir a eficiência global, enquanto os retornos variáveis possibilitam a análise da eficiência técnica pura. Ao distinguir ambas as eficiências, torna-se possível identificar se há espaço para melhorias em termos gerenciais ou de escala das DMUs analisadas.

Além disso, foram utilizadas duas orientações distintas nos modelos — a orientação a insumos (*inputs*) e a orientação a produtos (*outputs*) —, de modo a proporcionar uma avaliação mais abrangente das DMUs. A orientação a *inputs* visa identificar possibilidades de racionalização no uso dos *inputs* empregados (tais como o número de controladores de tráfego aéreo e a média de horas trabalhadas), enquanto a orientação a *outputs* permite avaliar o potencial de ampliação da produção dos serviços ofertados (número de voos e horas voadas). Essa abordagem metodológica contribui para a robustez analítica da pesquisa, ao possibilitar a identificação de DMU eficientes ou ineficientes sob o escopo gerencial ou de escala, além de permitir analisar *benchmarks* mais precisos e a definir metas de eficiência condizentes com as especificidades operacionais do controle do espaço aéreo e com perspectiva mais apropriada ao modelo adotado.

5.2.3 Escolha da ferramenta computacional

Para a operacionalização da análise de eficiência relativa por meio da DEA, foi adotada a linguagem R como ferramenta computacional, executada no ambiente integrado de desenvolvimento RStudio. A escolha justifica-se por diversas razões técnicas e metodológicas. Em primeiro lugar, o R é uma linguagem de programação estatística de código aberto amplamente reconhecida pela comunidade científica, que oferece bibliotecas especializadas para modelagem DEA, por exemplo, o “*deaR*”, que permite a construção flexível de modelos com diferentes orientações (a *inputs* ou *outputs*), retornos de escala (constantes ou variáveis), além de viabilizar análises de *benchmarking*.

Por meio do RStudio também é oferecido um ambiente robusto, interativo e reprodutível, com recursos que favorecem a exportação de resultados, contribuindo para a transparência, rastreabilidade e replicabilidade da pesquisa científica, princípios fundamentais para estudos quantitativos baseados em técnicas de fronteira. Dessa forma, o emprego da linguagem R no escopo deste estudo assegura maior rigor metodológico e praticidade na condução dos trabalhos.

5.3 RESOLUÇÃO

Nessa fase, os modelos previamente concebidos e formalizados são efetivamente aplicados aos dados empíricos, com o intuito de gerar resultados que possibilitem a análise do fenômeno estudado. Trata-se de uma etapa de natureza operacional, na qual se implementa computacionalmente o modelo analítico, aplicando-o sobre os conjuntos de dados observados de forma sistemática e controlada.

Nesse momento, são utilizados os recursos teóricos, lógicos e matemáticos definidos, de modo a transformar os dados brutos em informações estruturadas que permitam a inferência, a comparação ou a interpretação de comportamentos e padrões. Além disso, a resolução envolve a execução dos algoritmos, o tratamento de inconsistências, a validação inicial dos resultados gerados e, quando necessário, o ajuste de parâmetros ou a reformulação parcial da estrutura analítica. O rigor na condução dessa etapa é essencial para assegurar a fidelidade entre o modelo construído e os dados analisados, bem como para garantir a confiabilidade e a replicabilidade dos achados da pesquisa.

5.3.1 Implementação da técnica

Inicialmente, foram aplicados os modelos CRS (ou CCR) e VRS (BCC) com o objetivo de avaliar a eficiência técnica sob diferentes pressupostos de escala de operação. Ambos os modelos foram executados com duas orientações distintas: orientação a *inputs*, visando a identificação de oportunidades de redução de recursos (número de ATCOs e carga horária média), e orientação a *outputs*, com o intuito de mensurar o potencial de aumento da produção dos serviços (número de voos e horas voadas). Essa abordagem mista amplia a profundidade analítica da pesquisa, ao permitir a observação dos desempenhos sob diferentes óticas de gestão e operação.

5.3.2 Análises

Em um segundo momento, procedeu-se à análise da natureza dos retornos de escala de cada DMU, por meio da comparação entre os escores de eficiência nos modelos CRS e VRS, identificando quais unidades operam sob condições de escala crescente, constante ou decrescente. Com essa análise é possível identificar as DMUs que apresentam eficiência ou ineficiência de gestão e/ou de escala, permitindo vislumbrar direções para possíveis melhorias.

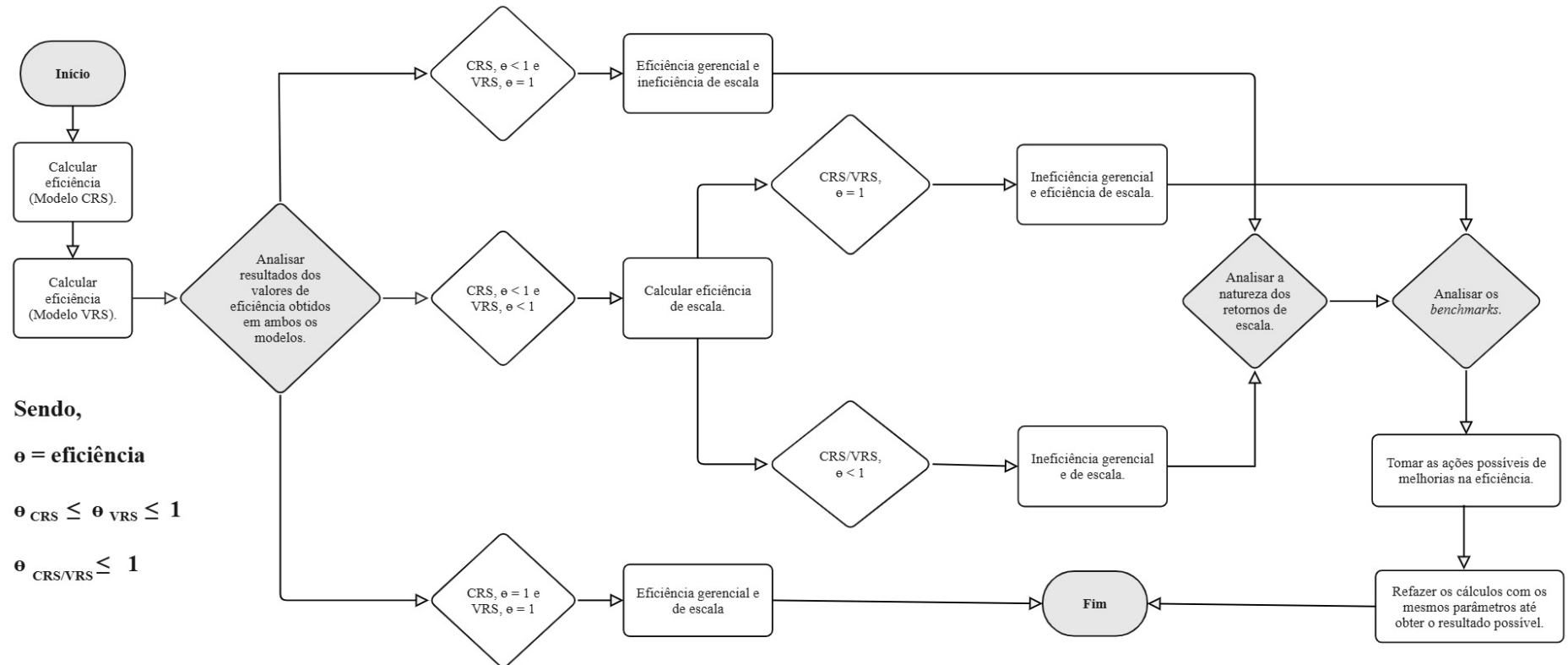
Posteriormente, foram calculadas as fronteiras invertidas e fronteiras compostas, com

vistas ao ranqueamento das unidades e à proposição de *benchmarks* otimizados, superando as limitações dos *rankings* tradicionais da DEA clássica. A partir disso, estabeleceu-se uma nova definição de *benchmarking* com base em metas ajustadas, considerando tanto o desempenho relativo quanto a estrutura de referência de cada DMU.

Toda a estrutura de modelagem e análise foi organizada em um protocolo replicável, com códigos devidamente documentados e comentados, assegurando a transparência metodológica, a reprodutibilidade dos resultados e a facilidade de replicação em outros contextos ou em ciclos subsequentes de avaliação, conforme apresentado em formato de tutorial no Anexo D. A adoção da linguagem R e do ambiente RStudio permite a integração fluida entre os dados, os modelos analíticos e a geração de resultados gráficos e tabulares, facilitando a comunicação dos achados e fortalecendo o rigor técnico-científico da presente pesquisa.

De modo sucinto e por meio de fluxograma, as etapas da resolução estão apresentadas na Figura 16.

Figura 16 – Fluxograma da resolução



Fonte: o autor (2025).

6 APLICAÇÃO DA DEA EM PSNAS BRASILEIROS

Nesse capítulo, será apresentada a aplicação da Análise Envoltória de Dados (DEA) em Provedores de Serviço de Navegação Aérea (PSNA), com o intuito de evidenciar as etapas da metodologia discorrida no capítulo anterior. Esse estudo tem o objetivo de mesurar a eficiência relativa em órgãos de controle de tráfego aéreo.

Antes de aplicar a metodologia em si, cabe previamente definir o escopo da eficiência a ser avaliada nessa análise. Os *inputs* considerados se referem à alocação do profissional de controle de tráfego aéreo, os controladores de tráfego aéreo (ATCO) em posições operacionais fins de gerenciar o controle de tráfego aéreo por meio de grupos de setores do órgão operacional em que trabalham. Essa alocação de ATCO é analisada sob a perspectiva numérica e de média de horas trabalhadas mensalmente. Já como *outputs*, foram utilizadas as variáveis acerca da demanda de tráfego aéreo, referentes ao número de voos e horas voadas nos setores de espaço aéreo sob a responsabilidade do órgão operacional e, portanto, sob o controle dos ATCO durante a prestação do serviço de controle de tráfego aéreo. Assim, ao final da análise será possível verificar o quão bem os recursos de ATCO estão sendo empregados fins de atender a demanda de tráfego nos espaços aéreos dos órgãos operacionais.

Cabe ressaltar que essa análise é limitada, seja pelas variáveis, pelas DMUs e pelo espaço temporal considerados. Portanto, a análise acerca da eficiência relativa é pontual e considera os aspectos mencionados: variáveis, DMUs e período de análise, sendo que qualquer mudança em um desses aspectos, podem produzir resultados distintos em relação à eficiência. Apesar dessa limitação, essa análise permite estabelecer uma análise robusta em termos comparativos e de melhorias nos escores de eficiência, já que evidencia alguns problemas que motivarão a busca de meios para solucioná-los.

Ademais, tal análise resultou na construção de um manual de mensuração da eficiência relativa em órgãos de controle de tráfego aéreo, sendo o produto técnico-tecnológico deste trabalho, apresentado no Anexo D.

6.1 APRESENTAÇÃO DAS DMUs

Uma vez definido o escopo da mensuração da eficiência, cujo foco é saber como os órgãos de controle de tráfego aéreo tem utilizado os seus recursos humanos para prover o serviço de controle de tráfego aéreo com a finalidade de atender a demanda de tráfego em seu

espaço aéreo, buscou-se definir as *Decision Making Units* (DMUs). É por meio das DMUs que os *inputs* serão transformados em *outputs*, permitindo a avaliação da eficiência relativa.

Para a aplicação da Análise Envoltória de Dados (DEA) é necessário que se faça a identificação das DMUs, sob o escopo da homogeneidade. Em termos conceituais, apresentados ao longo deste trabalho, as DMUs serão homogêneas quando produzirem os mesmos *outputs* por meio do emprego dos mesmos *inputs*, diferenciando apenas em quantidade. Além disso, as DMUs analisadas têm essa característica de homogeneidade visto que “realizam as mesmas tarefas, com os mesmos objetivos, e tem autonomia na tomada de decisões” (Mello et al., 2005).

No contexto dos provedores de serviço de navegação aéreo, foram escolhidas dezessete DMUs existentes responsáveis pelo controle de tráfego aéreo do Brasil em grupo de setores, já que desempenham atividades de controle de tráfego aéreo por meio de ATCO para proporcionar a demanda de tráfego em seus espaços aéreos. Tal escolha contemplou aspectos operacionais e funcionais, visando a garantia da homogeneidade sob o escopo mencionado anteriormente.

Cada uma dessas unidades selecionadas é responsável pela gestão e coordenação das atividades de controle de tráfego em setores de espaço aéreo chamados, em sua totalidade, de controle terminal (TMA) ou de regiões de informação de voo (FIR), operando com estruturas e recursos semelhantes.

Em suma, a seleção dessas DMUs seguiu os seguintes critérios:

- Provedores que atuam no controle de tráfego aéreo dentro do espaço aéreo brasileiro.
- Homogeneidade entre as DMUs em relação às funções desempenhadas e às variáveis empregadas na mensuração da eficiência relativa.
- Disponibilidade de dados operacionais consistentes e com o mesmo período de coleta.

Ao final, foram consideradas como DMU os seguintes órgãos operacionais:

- Controles de Aproximação (APP): Controle de Aproximação São Paulo (APP SP), Controle de Aproximação Rio (APP RJ), Controle de Aproximação Belo Horizonte (APP BH), Controle de Aproximação Manaus (APP MN), Controle de Aproximação Brasília (APP BR), Controle de Aproximação Recife (APP RF), Controle de Aproximação Curitiba (APP CT), Controle de Aproximação Florianópolis (APP FL) e Controle de Aproximação Porto Alegre (APP PA). Portanto, no total, foram considerados nove APP como sendo nove DMU distintas.
- Centros de Controle de Área (ACC): Controle de Área de Curitiba (ACC CW), Controle de Área de Recife (ACC RE), Controle de Área de Brasília (ACC BR) e Controle de

Área Amazônico (ACC AZ). Em relação ao ACC BR e ACC AZ, por terem os espaços aéreos divididos em três regiões de controle de tráfego aéreo com o emprego distinto de variáveis de demanda e controladores em cada região, optou-se por considerar cada região desses dois ACC como uma DMU. Tais DMUs e seus grupos de setores estão evidenciados no Anexo C por meio de imagens.

6.2 APRESENTAÇÃO DAS VARIÁVEIS DE *INPUTS* E DE *OUTPUTS*

A Tabela 1 evidencia as variáveis utilizadas na análise das unidades tomadoras de decisão (DMUs), relacionadas à gestão do tráfego aéreo em diferentes órgãos operacionais brasileiros, observadas entre os meses de julho e outubro de 2023. As DMUs foram avaliadas segundo dois *inputs* principais: o número de controladores de tráfego aéreo escalados e a média das horas escaladas para cada controlador mensais. Como *outputs*, utilizaram-se o número total de voos realizados e as horas totais voadas referentes a cada mês de coleta. Essas variáveis foram escolhidas por estarem presentes em estudos anteriores, conforme evidenciado no Capítulo 4, e por serem coletadas de sistemas institucionais de armazenamento de dados, tais como o SAGITARIO para as variáveis de *outputs* e o SGPO para as de *inputs*.

O período de quatro meses destinado à coleta dos dados utilizados na Análise Envoltória de Dados (DEA) foi definido com base em critérios de disponibilidade e confiabilidade das informações. A natureza dos dados requeridos para a aplicação da técnica — os quais devem ser quantitativos, consistentes e comparáveis entre as unidades analisadas — impõe a necessidade de um processo criterioso de levantamento, validação e consolidação. Esse intervalo temporal foi considerado adequado para assegurar o acesso a fontes fidedignas, realizar a verificação de possíveis inconsistências, e garantir a completude dos registros, minimizando vieses que poderiam comprometer a robustez e a validade dos resultados do modelo DEA.

Ao organizar os dados e resultados em tabelas, considerou-se o ACC MN dividido em três DMUs com a seguinte abreviatura na tabela: ACC MN(PV); ACC MN(MN); e ACC MN(BE), respectivamente referentes a região Porto Velho, Manaus e Belém. Do mesmo modo, procedeu-se para o ACC BS ao serem evidenciados nas tabelas em ACC BS(BS); ACC BS(SP); e ACC BS(RJ); respectivamente referentes a região Brasília, São Paulo e Rio de Janeiro.

Tabela 1 – Compilação das Variáveis de Inputs e Outputs de Julho a Outubro de 2023

DMU	Input								Output							
	Número de controladores de tráfego aéreo escalados				Média de horas escaladas do controlador de tráfego aéreo				Número de Voos				Horas voadas			
	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Julho	Agosto	Setembro	Outubro
APP BH	42	43	44	44	42	88,37	84,2	88,94	15501	12424	15232	13865	5623	4591,98	5453,85	5156,63
APP BR	52	52	52	51	52	71,99	69,83	74,7	15606	16109	15242	14396	5956	6183,6	5935,7	5313,45
APP CT	34	34	34	33	34	89,46	84,25	84,64	20943	21538	20162	19301	5998	6135,2	5655,9	5296,9
APP FL	32	33	33	33	32	76,45	80,25	83,05	11410	8784	13629	11342	2825	2359,5	3545,13	2934,3
APP PA	34	34	36	34	34	80,25	76,33	77,89	10170	10780	8777	9536	3652	3869,55	3213,45	3616,05
APP RF	39	39	38	39	39	79,44	77,84	80,4	10483	9533	9806	10883	4428	3975,36	4188,55	4504,06
APP RJ	82	84	87	87	82	84,75	77,64	80,14	29061	30373	30156	28172	12821	13222,4	12904,3	12280,3
APP SP	156	165	164	164	156	95,77	89,9	95,11	63828	53890	53753	54881	17907	15295,7	14593,22	16014,4
APP MN	24	26	27	28	24	76,45	88,12	86,86	6049	5638	4129	5884	2612	2453,81	1781,45	2554,3
ACC CW	125	119	117	123	125	97,49	92,62	96,96	41656	42414	39594	37981	28433	28565	26625	25792
ACC RE	142	141	142	142	142	66,23	66,89	69,64	27305	31554	29002	30386	32006	37666,7	34383,71	35669,7
ACC BS (SP)	67	71	70	70	67	94,44	92,01	102,9	40366	40120	37907	35461	19293	19374,2	18132,06	13854
ACC BS (RJ)	52	54	54	57	52	73,56	72,78	80,43	24261	23210	22512	24324	10090	9501,95	9023,7	10214,3
ACC BS (BS)	59	64	61	64	59	76,82	75,09	80,2	27157	27832	26359	25715	10993	11442,8	10760,7	14223,9
ACC AZ (MN)	33	32	31	31	33	98,56	99,56	100,94	12593	12288	11261	12427	12383	12044,4	11309,46	12313,7
ACC AZ (BE)	29	29	30	31	29	103,84	97,71	93,98	12314	11817	11297	11825	9863	9695,36	9240,73	9653,65
ACC AZ (PV)	30	32	33	35	30	102,93	105,81	102,54	15752	15439	14068	14539	11736	11215,6	10310,48	10555,4

Fonte: o autor (2025).

6.3 CÁLCULO E ANÁLISES DOS RESULTADOS

A linguagem de programação R tem-se consolidado como uma das principais ferramentas para análise estatística, modelagem quantitativa e ciência de dados. Dentro desse ecossistema, o ambiente de desenvolvimento integrado RStudio oferece uma interface robusta e intuitiva que facilita a construção, execução e visualização de análises complexas. Logo, o RStudio é uma ferramenta poderosa e flexível que potencializa o uso da linguagem R

Uma das análises possíveis de serem feitas por meio dessa ferramenta é a DEA, que pode ser empregada por meio do pacote *deaR*. Tal biblioteca foi desenvolvida especificamente para implementar modelos DEA de forma prática e eficiente. A biblioteca *deaR* possibilita a aplicação dos principais modelos de DEA clássicos, como os modelos CRS (ou CCR) e VRS (ou BCC), com diferentes orientações (orientação a *inputs* e a *outputs*). A estrutura do pacote R é baseada em objetos que facilitam o manuseio dos dados e a interpretação dos resultados. Os resultados foram obtidos e analisados com o auxílio do RStudio, por meio do pacote *deaR* e de outros pacotes complementares, mencionados ao longo desse trabalho.

6.3.1 Cálculo e análise da eficiência relativa pelos modelos CRS e VRS

A partir da estruturação dos dados de *inputs* e de *outputs*, foram inseridos os comandos em R, principalmente pelo pacote *deaR* do Rstudio, para permitir a leitura, modelagem e extração dos resultados com simplicidade e rigor. Os resultados obtidos constam organizados em tabelas de acordo com o modelo e a orientação.

Para fins didáticos, os resultados de ambos os modelos CRS e VRS estão organizados na mesma tabela, diferenciando as tabelas apresentadas entre si quanto à orientação. Os resultados também estão dispostos em ordem cronológica dos meses analisados o que facilita a análise dos escores de eficiência relativa sobre a evolução temporal. Cabe reforçar que, para visualização e *layout* dos resultados, adequou-se juntamente com o Modelo VRS o resultado de eficiência de escala, que é obtido por meio da relação entre os resultados das eficiências técnica global (do modelo CRS) e da técnica pura (do Modelo VRS). Ademais, a apresentação ocorre na seguinte ordem: primeiramente são apresentadas as tabelas com os resultados e, no segundo momento, é discorrida a interpretação/análise.

Tabela 2 – Eficiência Técnica e de Escala das DMUs nos Modelos CRS e VRS com Orientação a *Outputs*

DMU	Modelo CRS				Modelo VRS							
	Eficiência Técnica Global				Eficiência Técnica				Eficiência de Escala (CRS/VRS)			
	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Julho	Agosto	Setembro	Outubro
APP BH	0,61	0,48	0,61	0,59	0,88	0,51	0,63	0,61	0,69	0,95	0,96	0,98
APP BR	0,50	0,55	0,54	0,56	1,00	1,00	1,00	1,00	0,50	0,55	0,54	0,56
APP CT	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
APP FL	0,58	0,43	0,70	0,59	0,62	0,83	1,00	0,70	0,93	0,52	0,70	0,84
APP PA	0,49	0,52	0,43	0,52	1,00	0,76	1,00	1,00	0,49	0,69	0,43	0,52
APP RF	0,44	0,42	0,47	0,54	0,60	0,60	0,89	0,74	0,74	0,70	0,52	0,73
APP RJ	0,69	0,78	0,83	0,85	0,76	0,85	0,94	0,95	0,91	0,92	0,88	0,89
APP SP	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
APP MN	0,42	0,37	0,28	0,40	1,00	1,00	1,00	1,00	0,42	0,37	0,28	0,40
ACC CW	1,00	0,96	0,99	0,98	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,96	0,99	0,98
ACC RE	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
ACC BS (SP)	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
ACC BS (RJ)	0,77	0,76	0,77	0,88	1,00	1,00	1,00	1,00	0,77	0,76	0,77	0,88
ACC BS (BS)	0,77	0,83	0,83	0,99	0,92	1,00	1,00	1,00	0,84	0,83	0,83	0,99
ACC AZ (MN)	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
ACC AZ (BE)	0,87	0,92	0,92	0,88	0,97	1,00	1,00	1,00	0,90	0,92	0,92	0,88
ACC AZ (PV)	1,00	1,00	0,97	0,92	1,00	1,00	1,00	0,93	1,00	1,00	0,98	0,99

Fonte: o autor (2025).

A Tabela 2 apresenta os resultados obtidos na Análise Envoltória de Dados (DEA), utilizando modelo orientado à maximização dos *outputs*, com base nas suposições de retornos constantes (CRS) e variáveis de escala (VRS). Ao adotar ambos os modelos, é possível decompor a eficiência técnica global em seus dois componentes: a eficiência técnica pura, associada à gestão operacional, e a eficiência de escala, vinculada ao porte relativo da unidade frente à sua capacidade ótima de produção.

As DMUs APP CT, APP SP, ACC RE, ACC BS (SP) e ACC AZ (MN) apresentaram, de forma consistente, escores iguais a 1 em todos os períodos, tanto no modelo CRS quanto no VRS, indicando desempenho plenamente eficiente sob todos os critérios. Essas unidades operam na fronteira de eficiência técnica e em escala ótima, destacando-se como referências internas robustas para as demais DMUs analisadas.

Por outro lado, unidades como APP BR, APP PA, APP MN, ACC CW, ACC BS (RJ), ACC BS (BS) e ACC AZ (BE) apresentaram eficiência técnica pura igual a 1 (modelo VRS) na maioria dos meses, mas eficiência técnica global (modelo CRS) inferior a 1. Essa configuração indica ineficiência por escala, ou seja, essas unidades utilizam bem os recursos que possuem (tendo boa gestão), mas operam fora da escala ótima. Logo, ajustes no porte ou estrutura operacional poderiam gerar ganhos adicionais de produtividade, sem a necessidade de aumentar os recursos disponíveis, sendo oportuna a análise da natureza de retornos de escala.

Já as unidades APP BH, APP FL, APP RF e APP RJ revelaram, de forma recorrente, escores inferiores a 1 tanto nos modelos CRS quanto VRS, caracterizando ineficiências combinadas por gestão e por escala. Esse tipo de resultado evidencia a necessidade de intervenções mais abrangentes, que envolvam tanto melhorias operacionais quanto readequações do porte institucional, sendo também apropriada a análise da natureza de retornos de escala.

Casos específicos, como as DMUs ACC AZ (PV) e ACC AZ (BE) também merecem destaque. Embora tecnicamente eficientes sob o modelo VRS em alguns períodos, não alcançaram essa condição de forma consistente ao longo dos meses. Isso revela que operam próximas à fronteira eficiente, porém, ainda sujeitas a oscilações e com margens para aprimoramento tanto na gestão (ou seja, na eficiência técnica) quanto no dimensionamento de suas operações (ou seja, na eficiência de escala).

Por fim, o modelo VRS demonstrou ser crucial para isolar a eficiência técnica pura, enquanto o CRS capturou a eficiência técnica global. E por meio da razão CRS/VRS, evidenciou as DMUs cuja performance foi limitada unicamente por fatores de escala, enriquecendo a análise.

Tabela 3 - Eficiência Técnica e de Escala das DMUs nos Modelos CRS e VRS com Orientação a *Inputs*

DMU	Modelo CRS				Modelo VRS							
	Eficiência Técnica Global				Eficiência Técnica				Eficiência de Escala (CRS/VRS)			
	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Julho	Agosto	Setembro	Outubro
APP BH	0,61	0,48	0,61	0,59	0,99	0,85	0,92	0,89	0,61	0,56	0,66	0,67
APP BR	0,50	0,55	0,54	0,56	1,00	1,00	1,00	1,00	0,50	0,55	0,54	0,56
APP CT	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
APP FL	0,58	0,43	0,70	0,59	0,93	0,99	1,00	0,98	0,62	0,44	0,70	0,60
APP PA	0,49	0,52	0,43	0,52	1,00	0,96	1,00	1,00	0,49	0,55	0,43	0,52
APP RF	0,44	0,42	0,47	0,54	0,96	0,94	0,99	0,97	0,46	0,44	0,47	0,56
APP RJ	0,69	0,78	0,83	0,85	0,91	0,92	0,98	0,98	0,76	0,85	0,85	0,86
APP SP	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
APP MN	0,42	0,37	0,28	0,40	1,00	1,00	1,00	1,00	0,42	0,37	0,28	0,40
ACC CW	1,00	0,96	0,99	0,98	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,96	0,99	0,98
ACC RE	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
ACC BS (SP)	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
ACC BS (RJ)	0,77	0,76	0,77	0,88	1,00	1,00	1,00	1,00	0,77	0,76	0,77	0,88
ACC BS (BS)	0,77	0,83	0,83	0,99	0,97	1,00	1,00	1,00	0,79	0,83	0,83	0,99
ACC AZ (MN)	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
ACC AZ (BE)	0,87	0,92	0,92	0,88	0,99	1,00	1,00	1,00	0,88	0,92	0,92	0,88
ACC AZ (PV)	1,00	1,00	0,97	0,92	1,00	1,00	1,00	0,93	1,00	1,00	0,98	0,99

Fonte: o autor (2025).

A Tabela 3 apresenta os resultados considerando agora os modelos orientados à minimização dos *inputs*, ou seja, a busca pela produção dos mesmos *outputs* com a menor quantidade possível de recursos. A análise contempla novamente tanto o modelo com retornos constantes de escala (CRS), que expressa a eficiência técnica global, quanto o modelo com retornos variáveis de escala (VRS), que permite isolar a eficiência técnica pura da influência da escala, já que a razão entre essas duas métricas fornece a eficiência de escala.

As DMUs APP CT, APP SP, ACC RE, ACC BS (SP) e ACC AZ (MN) mantiveram escores iguais a 1 em todos os meses, tanto nos modelos CRS quanto VRS, evidenciando que operam com máxima eficiência técnica e em uma escala ótima. Estas unidades se destacam como referências internas consistentes, revelando uma gestão eficiente dos recursos e um porte operacional compatível com suas capacidades de produção.

Outras unidades, como APP BR, APP PA, APP MN, ACC CW, ACC BS (RJ), ACC BS (BS) e ACC AZ (BE), exibiram eficiência técnica plena no modelo VRS em todos os meses ou na maioria deles, mas não alcançaram eficiência global no modelo CRS. Tal padrão indica ineficiência por escala: a gestão operacional é eficaz, porém o porte da unidade está desalinhado com sua escala ótima de produção. Ajustes dimensionais poderiam, portanto, potencializar os resultados já satisfatórios em gestão, melhorando a eficiência global dessas DMUs, tais ajustes podem ser mais bem direcionados após a análise sob a natureza do retorno de escala.

As DMUs APP BH, APP RF, APP RJ e APP FL apresentaram escores inferiores a 1 tanto nos modelos CRS quanto no VRS ao longo dos quatro meses. Isso evidencia a presença simultânea de ineficiência por gestão e por escala, o que requer intervenções mais amplas: tanto na readequação do nível de recursos utilizados quanto na racionalização da escala de operação adotada, após análise sob a natureza do retorno de escala.

A unidade ACC AZ (PV), por sua vez, demonstrou comportamento oscilante: manteve eficiência plena nos dois primeiros meses, mas apresentou queda na eficiência técnica pura no mês de outubro. Este cenário sugere que a unidade pode estar exposta a variabilidades internas que impactam negativamente a gestão, mesmo que sua escala de operação ainda se mantenha próxima do ideal.

De modo geral, os resultados obtidos sob a orientação a *input* são coerentes com os verificados na orientação a *outputs*, embora as magnitudes de eficiência técnica variem em alguns casos. A persistência de escores semelhantes nas duas abordagens para várias DMUs confirma a robustez dos achados e oferece maior segurança para a formulação de ações gerenciais direcionadas, sejam voltadas à melhoria da gestão dos recursos ou à readequação da escala operacional.

Tabela 4 – Comparação dos resultados do Modelo VRS com orientação a *Outputs* e a *Inputs*

DMU	Modelo VRS (orientado a <i>outputs</i>)								Modelo VRS (orientado a <i>inputs</i>)							
	Eficiência Técnica				Eficiência de Escala (CRS/VRS)				Eficiência Técnica				Eficiência de Escala (CRS/VRS)			
	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Julho	Agosto	Setembro	Outubro
APP BH	0,88	0,51	0,63	0,61	0,69	0,95	0,96	0,98	0,99	0,85	0,92	0,89	0,61	0,56	0,66	0,67
APP BR	1,00	1,00	1,00	1,00	0,50	0,55	0,54	0,56	1,00	1,00	1,00	1,00	0,50	0,55	0,54	0,56
APP CT	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
APP FL	0,62	0,83	1,00	0,70	0,93	0,52	0,70	0,84	0,93	0,99	1,00	0,98	0,62	0,44	0,70	0,60
APP PA	1,00	0,76	1,00	1,00	0,49	0,69	0,43	0,52	1,00	0,96	1,00	1,00	0,49	0,55	0,43	0,52
APP RF	0,60	0,60	0,89	0,74	0,74	0,70	0,52	0,73	0,96	0,94	0,99	0,97	0,46	0,44	0,47	0,56
APP RJ	0,76	0,85	0,94	0,95	0,91	0,92	0,88	0,89	0,91	0,92	0,98	0,98	0,76	0,85	0,85	0,86
APP SP	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
APP MN	1,00	1,00	1,00	1,00	0,42	0,37	0,28	0,40	1,00	1,00	1,00	1,00	0,42	0,37	0,28	0,40
ACC CW	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,96	0,99	0,98	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,96	0,99	0,98
ACC RE	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
ACC BS (SP)	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
ACC BS (RJ)	1,00	1,00	1,00	1,00	0,77	0,76	0,77	0,88	1,00	1,00	1,00	1,00	0,77	0,76	0,77	0,88
ACC BS (BS)	0,92	1,00	1,00	1,00	0,84	0,83	0,83	0,99	0,97	1,00	1,00	1,00	0,79	0,83	0,83	0,99
ACC AZ (MN)	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
ACC AZ (BE)	0,97	1,00	1,00	1,00	0,90	0,92	0,92	0,88	0,99	1,00	1,00	1,00	0,88	0,92	0,92	0,88
ACC AZ (PV)	1,00	1,00	1,00	0,93	1,00	1,00	0,98	0,99	1,00	1,00	1,00	0,93	1,00	1,00	0,98	0,99

Fonte: o autor (2025).

A comparação dos modelos orientados a *inputs* e a *outputs* revela uma particularidade relevante para a compreensão da eficiência técnica das DMUs analisadas. No modelo CRS (CCR), observa-se total convergência entre as duas orientações, ou seja, a eficiência técnica obtida orientando-se pelos *inputs* ou *outputs* é idêntica, conforme constam nas Tabela 3. Tal resultado é esperado devido à propriedade radial e proporcional dos modelos com retorno constante de escala, indicando que, nesse caso, a fonte de ineficiência independe da orientação adotada.

Contudo, no modelo VRS, os resultados oriundos das duas orientações não apresentaram convergência plena, evidenciando distinções relevantes no diagnóstico da eficiência. Essa diferença decorre do fato de que, sob retornos variáveis de escala, o modelo permite decompor a ineficiência em dois componentes distintos: a ineficiência técnica, associada à gestão do uso dos recursos, e a ineficiência de escala, relacionada ao dimensionamento da operação. Ao comparar os resultados das orientações a *inputs* e a *outputs*, observa-se que algumas unidades, como APP BH, APP FL e APP RF, revelam maior eficiência técnica quando analisadas pela perspectiva da redução de insumos, ao passo que obtêm melhor desempenho em termos de eficiência de escala quando avaliadas pela expansão dos produtos. Essa assimetria indica que a escolha da orientação no modelo VRS não apenas influencia os escores finais, mas também reflete diferentes estratégias gerenciais: ora voltadas à racionalização de recursos, ora direcionadas ao ajuste do porte operacional. Portanto, a seleção da orientação mais adequada deve considerar os objetivos estratégicos da organização, visto que cada abordagem fornece um enfoque complementar sobre as possibilidades de aprimoramento da eficiência.

Tal comportamento revela que a escolha da orientação na abordagem VRS influencia diretamente a percepção da eficiência, esclarecendo as nuances nas operações das DMUs avaliadas. Assim, esses resultados sugerem que a origem das ineficiências é diferenciada dependendo do ponto de vista adotado, seja pela ótica do aprimoramento no uso dos recursos ou pela expansão dos produtos obtidos. Esse aspecto é essencial para definir estratégias gerenciais mais precisas e customizadas, enfatizando a importância da seleção da orientação mais apropriada de acordo com os objetivos organizacionais específicos.

Cabe mencionar que a DEA orientada a *inputs* pode ser mais apropriada, já que a principal preocupação dos órgãos de controle de tráfego aéreo é otimizar recursos. Porém, ao considerarmos que os *outputs* podem ser determinados pela demanda das companhias aéreas, a DEA com orientação a *outputs* poderia ser empregada com o objetivo de investigar qual o aumento máximo dos *outputs* poderia ser alcançado a partir dos recursos empregados (*inputs*).

6.3.2 Análise da natureza dos retornos de escala

A análise da natureza dos retornos de escala tem como objetivo identificar como o desempenho de uma unidade produtiva é afetado pela variação proporcional de todos os seus insumos. Em termos simples, ela busca verificar se a expansão da escala de operação leva a um aumento proporcional, maior ou menor na produção. Existem três tipos principais de retornos de escala: constantes (CRS), quando a produção aumenta na mesma proporção dos insumos; crescente (IRS), quando a produção cresce mais do que proporcionalmente; e decrescente (DRS), quando o aumento é menor que o proporcional. Essa análise é fundamental para entender se uma unidade está operando em sua escala ótima e pode orientar decisões de crescimento, redução ou reestruturação. Importante destacar que a natureza dos retornos de escala é independente da orientação do modelo DEA (*inputs* ou *outputs*), pois está relacionada à forma da fronteira de eficiência. Portanto, essa análise revela um importante refinamento diagnóstico no contexto da eficiência produtiva.

Sob o escopo dessa análise, destaca-se a presença de um grupo de DMUs operando sob retornos crescentes de escala (IRS) entre as unidades avaliadas. Tal configuração foi recorrente nas DMUs APP BR, APP MN, APP PA e, em setembro, para APP FL, além de se manifestar de modo sistemático ao longo de diferentes períodos nas unidades ACC BS (RJ), ACC BS (BS) e ACC AZ (BE). Nesses casos, infere-se que tais unidades ainda operam aquém de sua escala ótima de produção, sendo plausível que a ampliação da dimensão operacional — mantendo-se constante o padrão de gestão — conduza a ganhos marginais superiores, refletindo um cenário típico de subaproveitamento da capacidade instalada.

De forma pontual, observa-se o comportamento inverso na DMU ACC CW, a qual, nos meses de agosto a outubro, apresenta a condição necessária para caracterização de retornos decrescentes de escala (DRS), ou seja, está produzindo abaixo do potencial que o volume de *inputs* permitiria. Tal situação sugere que a expansão da escala, nesse caso, compromete a eficiência, sendo indicativo de excesso de capacidade produtiva. Dessa forma, o redimensionamento da estrutura — mediante a racionalização de *inputs* — poderia se configurar como estratégia mais adequada para restaurar o equilíbrio entre escala e eficiência.

Houve algumas DMUs – APP SP, APP CT, ACC RE e ACC AZ (MN) – que apresentaram retornos constantes de escala (CRS) em todos os meses, indicando que a unidade produtiva está operando em sua escala ótima. Outras DMUs apresentaram comportamento indefinido em todos os meses – APP BH, APP RF e APP RJ – ou em quase todos os meses, como o APP FL. Tal situação é mais comum quando a DMU é ineficiente no modelo VRS, ou

seja, não tem a eficiência técnica pura, tornando impossível classificar seu comportamento de escala, conforme escores apresentados anteriormente na Tabela 4. Tais resultados são apresentados na Tabela 5 que evidencia essa análise e apresenta a classificação das DMUs quanto à natureza do retorno de escala.

Tabela 5 - Classificação das DMUs com base na natureza dos retornos de escala

DMU	DRS				IRS				Classificação			
	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Julho	Agosto	Setembro	Outubro
APP BH	0.99	0.85	0.92	0.89	0.61	0.48	0.61	0.59	Indefinido	Indefinido	Indefinido	Indefinido
APP BR	1.00	1.00	1.00	1.00	0.50	0.55	0.54	0.56	IRS	IRS	IRS	IRS
APP CT	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	CRS	CRS	CRS	CRS
APP FL	0.93	0.99	1.00	0.98	0.58	0.43	0.70	0.59	Indefinido	Indefinido	IRS	Indefinido
APP PA	1.00	0.96	1.00	1.00	0.49	0.52	0.43	0.52	IRS	Indefinido	IRS	IRS
APP RF	0.96	0.94	0.99	0.97	0.44	0.42	0.47	0.54	Indefinido	Indefinido	Indefinido	Indefinido
APP RJ	0.91	0.92	0.98	0.98	0.69	0.78	0.83	0.85	Indefinido	Indefinido	Indefinido	Indefinido
APP SP	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	CRS	CRS	CRS	CRS
APP MN	1.00	1.00	1.00	1.00	0.42	0.37	0.28	0.40	IRS	IRS	IRS	IRS
ACC CW	1.00	0.96	0.99	0.98	1.00	1.00	1.00	1.00	CRS	DRS	DRS	DRS
ACC RE	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	CRS	CRS	CRS	CRS
ACC BS (SP)	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	CRS	CRS	CRS	CRS
ACC BS (RJ)	1.00	1.00	1.00	1.00	0.77	0.76	0.77	0.88	IRS	IRS	IRS	IRS
ACC BS (BS)	0.97	1.00	1.00	1.00	0.77	0.83	0.83	0.99	Indefinido	IRS	IRS	IRS
ACC AZ (MN)	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	CRS	CRS	CRS	CRS
ACC AZ (BE)	0.99	1.00	1.00	1.00	0.87	0.92	0.92	0.88	Indefinido	IRS	IRS	IRS
ACC AZ (PV)	1.00	1.00	1.00	0.93	1.00	1.00	0.97	0.92	CRS	CRS	Indefinido	Indefinido

Fonte: o autor (2025).

6.3.3 Análise de *benchmarks*

Na aplicação da DEA, é comum a ocorrência de um número elevado de DMUs classificadas como eficientes, sobretudo em contextos com amostras relativamente pequenas. Essa característica está relacionada à flexibilidade do método na atribuição de pesos, o que pode gerar resultados excessivamente benevolentes. Para mitigar esse efeito, a literatura recomenda a adoção da chamada “regra de ouro” (Banker *et al.*, 1989).

A regra sugere que, se o número de *inputs* e *outputs* for alto em comparação ao número de DMUs, uma grande porcentagem das unidades será determinada como eficiente. Em termos numéricos, sugere-se que o número de DMUs deve ser pelo menos tão grande quanto o maior valor entre o triplo da soma do número de *inputs* e *outputs*, e o produto do número de *inputs* e *outputs* (Cooper; Seiford; Tone, 2007, p. 284) (Toloo; Tichy, 2015), conforme mencionado no Capítulo 3. No presente estudo, essa condição é satisfeita.

Ainda assim, com o objetivo de obter uma análise mais refinada de *benchmarks* por meio de um ranqueamento mais rigoroso entre as unidades eficientes, foi aplicada a metodologia da fronteira invertida. Essa abordagem, introduzida por Yamada *et al.* (1994) e formalizada por Entani *et al.* (2002), inverte as posições de *inputs* e *outputs* e reavalia as DMUs sob uma ótica mais conservadora, favorecendo a identificação de possíveis “falsas eficientes” e possibilitando maior discriminação entre as unidades de desempenho elevado. A partir da fronteira invertida, é calculada a fronteira composta. Essa última é obtida pela média entre a eficiência clássica e o complemento da eficiência invertida, conforme já apresentado no Capítulo 2. Esse método composto busca conferir maior rigor à avaliação, mitigando o efeito de sobrestimação frequentemente atribuído ao modelo tradicional.

Considerando o modelo VRS apenas com orientação a *inputs*, dado que os órgãos de controle de tráfego aéreo têm maior poder de decisão e de autonomia para a gestão de seus *inputs*, calculou-se os escores de eficiência considerando a fronteira invertida e a composta, tomando por base os valores obtidos na fronteira clássica. A Tabela 6 sintetiza os resultados e contrasta as três abordagens distintas: a eficiência clássica (ou tradicional), a eficiência obtida por meio da fronteira invertida e a eficiência composta. As análises são descritas após a tabela.

Tabela 6 - Modelo VRS orientado a *input* com os escores de eficiência tradicional, invertida e composta.

DMU	Modelo VRS - Tradicional				Modelo VRS - Invertida				Composta				Média da Eficiência Composta
	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Julho a outubro
APP SP	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
APP MN	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
ACC RE	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
ACC AZ (PV)	1,00	1,00	1,00	0,93	1,00	0,85	1,00	1,00	1,00	0,93	1,00	0,97	0,97
ACC CW	1,00	1,00	1,00	1,00	0,88	0,92	0,94	1,00	0,94	0,96	0,97	1,00	0,97
ACC AZ (MN)	1,00	1,00	1,00	1,00	0,81	0,94	0,94	1,00	0,91	0,97	0,97	1,00	0,96
APP BR	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,87	0,83	0,97	1,00	0,93	0,91	0,98	0,96
ACC AZ (BE)	0,99	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,84	0,81	1,00	1,00	0,92	0,91	0,96
APP FL	0,93	0,99	1,00	0,98	1,00	1,00	0,66	1,00	0,96	0,99	0,83	0,99	0,94
APP RF	0,96	0,94	0,99	0,97	1,00	1,00	0,79	0,88	0,98	0,97	0,89	0,92	0,94
APP PA	1,00	0,96	1,00	1,00	0,98	0,82	0,84	0,87	0,99	0,89	0,92	0,93	0,93
APP RJ	0,91	0,92	0,98	0,98	0,89	0,80	0,79	0,89	0,90	0,86	0,88	0,94	0,90
APP BH	0,99	0,85	0,92	0,89	0,81	1,00	0,66	0,91	0,90	0,93	0,79	0,90	0,88
ACC BS (SP)	1,00	1,00	1,00	1,00	0,50	0,56	0,54	1,00	0,75	0,78	0,77	1,00	0,83
ACC BS (BS)	0,97	1,00	1,00	1,00	0,67	0,64	0,59	0,64	0,82	0,82	0,79	0,82	0,81
ACC BS (RJ)	1,00	1,00	1,00	1,00	0,62	0,62	0,58	0,64	0,81	0,81	0,79	0,82	0,81
APP CT	1,00	1,00	1,00	1,00	0,54	0,81	0,43	0,56	0,77	0,90	0,72	0,78	0,79

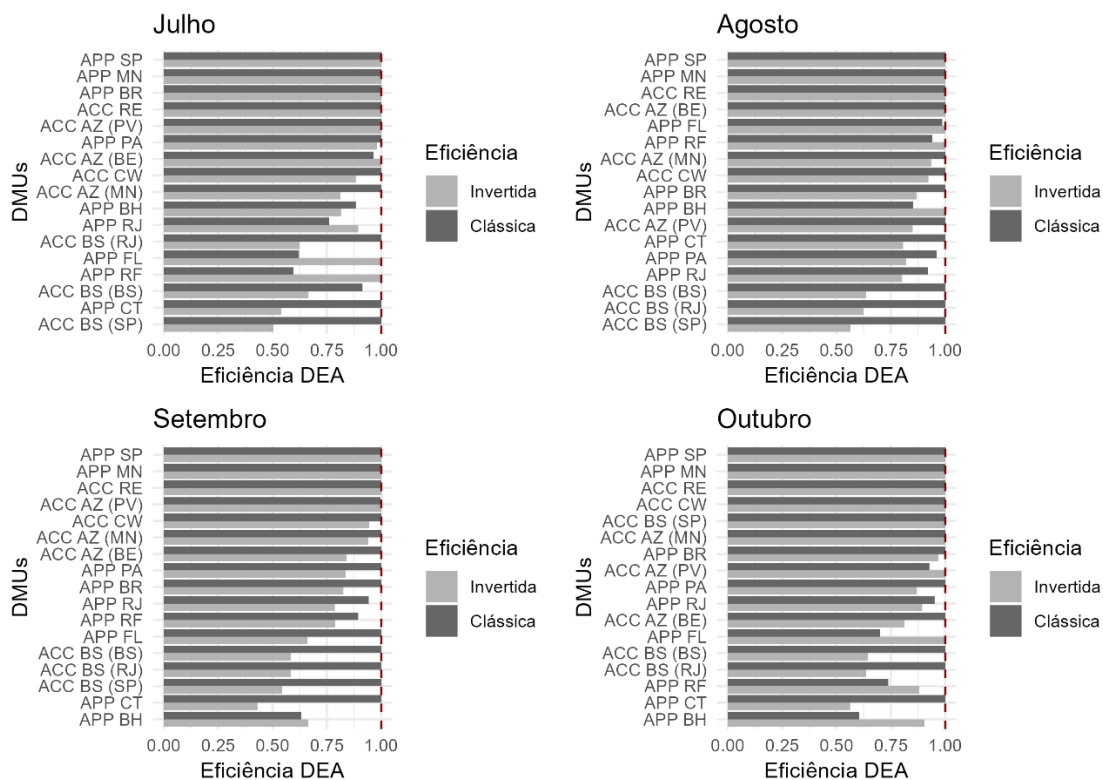
Fonte: O autor.

No modelo clássico, nove DMUs apresentaram eficiência plena durante todos os quatro meses analisados: APP BR, APP CT, APP SP, APP MN, ACC CW, ACC RE, ACC BS (SP), ACC BS (RJ), ACC AZ (MN). Isso indica que, sob a perspectiva otimista da DEA tradicional, essas unidades operaram de forma tecnicamente eficiente ao longo de todo o período, sendo capazes de transformar *inputs* em *outputs* sem desperdícios aparentes.

Contudo, a aplicação da fronteira invertida — abordagem mais restritiva, que avalia o desempenho das DMUs sob condições inversas — e, então a mensuração da eficiência composta, mostram-se decisiva para refinar essa classificação. Tais escores foram obtidos pelo emprego da equação 3, apresentada no Capítulo 2.

Quando analisados os resultados sob o escopo da eficiência obtida pela fronteira composta, apenas três unidades permaneceram plenamente eficientes nos quatro meses: ACC RE, APP SP e APP MN. O fato de apenas essas DMUs manterem escores iguais a 1 sob ambas as abordagens reforça sua robustez e confiabilidade como *benchmarks* organizacionais. A comparação dos resultados obtidos pelas eficiências clássica e composta ao longo do tempo analisado pode ser facilmente observada na Figura 17.

Figura 17 - Gráficos mensais do ranqueamento comparativo entre a eficiência composta e clássica



Fonte: o autor (2025).

A introdução da eficiência composta, baseada na média entre a eficiência tradicional e o complemento da invertida, revelou-se especialmente útil para ranquear de forma mais precisa

as unidades. Com base nesse critério, o número de DMUs com eficiência plena foi reduzido de nove para três, demonstrando que muitas das classificações anteriores podem ter refletido apenas eficiência parcial. Essa triagem mais rigorosa aprimora a capacidade analítica do modelo e evidencia com maior clareza quais unidades combinam desempenho técnico consistente com resiliência sob cenários adversos.

Assim, APP SP, APP MN e ACC RE destacam-se como as únicas DMUs com eficiência técnica integral ao longo de todo o período e sob todas as abordagens avaliativas — clássica, invertida e composta —, consolidando-se como referências operacionais robustas no sistema analisado.

Uma análise complementar frequentemente utilizada, dado o ranqueamento da eficiência das DMUs, é a de *benchmarking*, que consiste em identificar práticas eficientes específicas de DMUs que possam servir como referência direta para unidades menos eficientes (Cooper *et al.*, 2007). O *benchmarking* possibilita não apenas a avaliação de eficiência, mas também orienta melhorias específicas, destacando quais processos ou práticas devem ser replicados ou adaptados. Tal análise oferece um direcionamento prático e aplicável, essencial para gestores interessados em resultados tangíveis e melhorias operacionais direcionadas.

A partir dos resultados sob a perspectiva da eficiência composta, foram descritos na Tabela 7 os *benchmarks* das DMUs ineficientes e definidas as DMUs eficientes durante todo o período analisado. Os *benchmarks* são as unidades de referência identificadas para cada uma das DMUs analisadas, considerando o modelo DEA VRS orientado a *inputs*.

Tabela 7 – DMUs e suas unidades *Benchmarks*.

DMU	Unidade <i>Benchmark</i>
APP BH	APP SP - APP MN - ACC RE
APP BR	APP SP - APP MN - ACC RE
APP CT	APP SP - APP MN
APP FL	APP SP - APP MN
APP PA	APP SP - APP MN - ACC RE
APP RF	APP SP - APP MN - ACC RE
APP RJ	APP SP - APP MN - ACC RE
APP SP	Eficiente
APP MN	Eficiente
ACC CW	APP SP - ACC RE
ACC RE	Eficiente
ACC BS (SP)	APP SP - APP MN - ACC RE
ACC BS (RJ)	APP SP - APP MN - ACC RE
ACC BS (BS)	APP SP - APP MN - ACC RE
ACC AZ (MN)	APP MN - ACC RE

DMU	Unidade <i>Benchmark</i>
ACC AZ (BE)	APP MN - ACC RE
ACC AZ (PV)	APP SP

Fonte: O autor (2025).

O objetivo dessa configuração metodológica apresentada foi compor uma métrica de eficiência mais rigorosa, integrando a eficiência tradicional, a invertida e a composta. Os resultados evidenciam que as três DMUs eficientes em todos os meses – APP SP, APP MN e ACC RE – tornaram-se as principais referências para o conjunto das demais unidades, sendo constantemente utilizadas como base para a projeção dos desempenhos das DMUs ineficientes. O predomínio dessas unidades como *benchmarks* indica que elas constituem a fronteira eficiente composta, ou seja, representam o padrão de excelência tanto sob a ótica tradicional quanto sob a perspectiva inversa da DEA.

Unidades como APP BH, APP BR, APP PA, APP RF, APP RJ, ACC BS (SP), ACC BS (RJ) e ACC BS (BS) utilizaram simultaneamente as três referências em suas projeções de eficiência, o que revela que sua posição relativa no espaço produtivo requer uma aproximação combinada com os desempenhos ideais de todas essas DMUs eficientes. Outras unidades, como APP CT, APP FL e ACC AZ (BE), recorreram a apenas duas referências, sugerindo um posicionamento intermediário entre os padrões representados por APP MN e APP SP ou ACC RE.

Por fim, algumas DMUs, como ACC CW e ACC AZ (PV), utilizaram apenas uma unidade eficiente como *benchmark* – o que pode indicar uma maior similaridade produtiva com um único padrão de excelência, ou uma posição mais próxima à fronteira eficiente, ainda que não plenamente eficiente.

7 CONCLUSÃO

O presente trabalho teve como objetivo principal mensurar a eficiência relativa de Provedores de Serviço de Navegação Aérea (PSNA) brasileiros por meio da aplicação da Análise Envoltória de Dados (DEA). Para tanto, foram utilizados os modelos clássicos da DEA, CRS (CCR) e VRS (BCC), com orientação tanto a *inputs* quanto a *outputs*, analisando dados de dezessete unidades responsáveis pelo controle de tráfego aéreo em seus grupos de setores durante o período de julho a outubro de 2023. As variáveis de entrada consideradas foram o número de controladores de tráfego aéreo (ATCOs) alocados e a média de horas mensais trabalhadas, enquanto as variáveis de saída foram o número de voos controlados mensalmente e o total de horas de voo mensal.

A aplicação da metodologia DEA foi realizada utilizando a linguagem R, principalmente com o auxílio da biblioteca *deaR*, no ambiente RStudio. Tal metodologia foi detalhadamente descrita e estruturada sob uma abordagem de modelos teórico, lógico e matemático. Essa descrição contempla desde a definição do problema e a seleção das variáveis até a aplicação dos modelos DEA e a análise dos resultados, contribuindo significativamente para a replicação deste trabalho.

Ao explicitar os dados utilizados, as fontes de obtenção, os modelos DEA empregados, as ferramentas computacionais e o passo a passo da análise, outros pesquisadores podem seguir os mesmos procedimentos e verificar os resultados ou aplicá-los em contextos semelhantes. A transparência na metodologia e a utilização de *software* de código aberto aumentam a acessibilidade e a possibilidade de reprodução da pesquisa, fortalecendo a validade e a generalização dos achados. Adicionalmente, a disponibilização de manual de mensuração da eficiência relativa juntamente com um tutorial para a implementação da análise em linguagem R reforça o compromisso com a replicabilidade do estudo.

A aplicação da DEA, por meio dessa metodologia detalhada, permitiu a avaliação da eficiência técnica global (Modelo CRS) e da eficiência técnica pura (Modelo VRS), além da identificação da eficiência de escala. Os resultados demonstraram distintos níveis de eficiência entre as DMUs analisadas, com algumas apresentando performance eficiente e outras indicando potencial para otimização de recursos e melhoria na gestão. A comparação entre os modelos com orientação a *inputs* e a *outputs* revelou nuances importantes, sugerindo que a percepção da eficiência pode variar dependendo da perspectiva adotada.

Para refinar a análise e obter um ranqueamento mais robusto, foi empregada a abordagem da fronteira invertida e da eficiência composta. Essa abordagem permitiu identificar

as DMUs consistentemente eficientes sob diferentes perspectivas, sendo APP-SP, APP-MN e ACC-RE aquelas unidades que se destacaram como *benchmarks* organizacionais ao longo de todo o período analisado. A análise de *benchmarking* subsequente apontou essas unidades eficientes como referências para as demais DMUs ineficientes, oferecendo direcionamento prático para a implementação de melhorias.

A presente pesquisa também dialoga com a Revisão Sistemática da Literatura (RSL) realizada, que evidenciou um predomínio de estudos sobre a aplicação da DEA em PSNAs europeus, impulsionados pela iniciativa do Céu Único Europeu (*Single European Sky* - SES). As variáveis utilizadas nesta dissertação, como número de ATCOs e horas de voo, são consistentes com aquelas encontradas na literatura internacional. Além disso, a aplicação da DEA no contexto brasileiro contribui para expandir o conhecimento sobre a eficiência em PSNAs para além do cenário europeu, conforme apontado na RSL.

Contudo, é importante reconhecer as limitações desta pesquisa. A análise se restringiu a um período específico (julho a outubro de 2023) e a um conjunto limitado de dezessete DMUs e a quatro variáveis operacionais. Portanto, os resultados obtidos representam um retrato da eficiência relativa com base nesses parâmetros e não devem ser generalizados sem cautela. A complexidade do tráfego aéreo, apontada nesse estudo como um fator relevante, não foi diretamente incorporada como variável devido às limitações de disponibilidade e escassez de dados, embora seja possível sua mensuração, além da possibilidade dessa variável enriquecer as análises.

Apesar dessas limitações, os resultados oferecem *insights* valiosos para o Departamento de Controle do Espaço Aéreo (DECEA) e para o planejamento institucional da Força Aérea Brasileira (FAB). A identificação de DMUs eficientes e ineficientes, bem como os *benchmarks* estabelecidos, podem subsidiar a tomada de decisão e a otimização da alocação de recursos (humanos, por exemplo), visando a melhoria contínua da eficiência operacional e da qualidade dos serviços prestados no espaço aéreo brasileiro.

Para pesquisas futuras, sugere-se a expansão do período de análise, a inclusão de outras variáveis relevantes, como indicadores de complexidade do tráfego, e a aplicação de métodos híbridos, como a combinação de DEA com técnicas estatísticas multivariadas (por exemplo, análise de cluster, regressão e número índices) com a finalidade de identificar os fatores que influenciam a produtividade em um escopo mais amplo, considerando também a eficácia. Além disso, é possível a investigação futura de modelos alternativos de Análise Envoltória de Dados, como o *Network* DEA, que possibilita a avaliação das Unidades Tomadoras de Decisão (DMUs)

a partir da decomposição de seus processos internos, permitindo a identificação de gargalos de ineficiência em etapas específicas da prestação dos serviços de controle do tráfego aéreo.

Em suma, a aplicação da Análise Envoltória de Dados nesse trabalho demonstrou ser uma metodologia inovadora e eficaz para a mensuração da eficiência relativa de PSNAs brasileiros, fornecendo evidências objetivas para a identificação de *benchmarks* e oportunidades de melhoria. Os resultados obtidos contribuem para o avanço do conhecimento na área, especialmente no contexto brasileiro, e podem auxiliar os órgãos responsáveis na busca por maior eficiência e qualidade na prestação dos serviços de controle de tráfego aéreo em seus setores de espaço aéreo.

REFERÊNCIAS

- ANDERSEN, P., PETERSEN, N. C. A procedure for ranking efficient units in data envelopment analysis. **Management Science**, 39, 1261–1264, 1993. DOI: 10.1287/mnsc.39.10.1261.
- AVELLAR, J. V. G. de. **Modelos DEA com soma constante de inputs/outputs**. 2004. Tese (Mestrado em Engenharia Aeronáutica e Mecânica – Área de Produção) – Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos, 2004.
- AZAMBUJA, A. M. V. **Análise de eficiência na gestão do transporte urbano por ônibus em municípios brasileiros**. 2002. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal de Santa Catarina, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Florianópolis, 2002.
- BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W. Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. **Management Science**, v. 30, n. 9, p. 1078-1092, set. 1984.
- BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W.; CLARKE, R. Constrained game formulations and interpretations for data envelopment analysis. **European Journal of Operational Research**, v. 40, p. 299-308, 1989.
- BARBOSA, F. C.; FUCHIGAMI, H. Y. **Análise envoltória de dados: teoria e aplicações práticas**. 1. ed. Itumbiara: ULBRA, 2018.
- BARRAGÁN MONTES, R. et al. European Air Navigation Service Providers' efficiency evaluation through Data Envelopment Analysis (DEA). **Conference Paper**, set., 2014. DOI: 10.13140/2.1.3077.1522.
- BÉLGICA. ACE Working Group On Complexity. Performance Review Commission (Pr) (ed.). **Complexity Metrics for ANSP Benchmarking Analysis**. Bruxelas: Eurocontrol, 2006. 62 p. Disponível em: <https://www.eurocontrol.int/sites/default/files/2019-06/2006-complexity-metrics-report.pdf>. Acesso em: 5 fev. 2025.
- BELLONI, José Angelo. **Uma metodologia de avaliação da eficiência produtiva de Universidades Federais Brasileiras**. 2000. 246 f. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção) - Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, Brasil, 2000.
- BILOTKACH, V.; GITTO, S.; JOVANOVIĆ, R.; MUELLER, J.; PELS, E. Cost-efficiency benchmarking of European air navigation service providers. **Transportation Research Part A**, v. 77, p. 50-60, 2015. DOI:10.1016/j.tra.2015.04.007
- BOLÓS, V. J.; BEÑÍTEZ, R.; COLL-SERRANO, V. Continuous models combining slacks-based measures of efficiency and super-efficiency. **Central European Journal of Operations Research**, 31, 363-391, 2023. DOI: 10.1007/s10100-022-00813-5.

BOUCKAERT, G.; HALLIGAN, J. (2008). Comparing Performance across Public Sectors. *In*: VAN DOOREN, W.; VAN DE WALLE, S. (Eds). **Performance Information in the Public Sector**. Governance and Public Management Series. Palgrave Macmillan, London. DOI: 10.1007/978-1-137-10541-7_6.

BRASIL. Comando da Aeronáutica. Portaria COMGEP nº 135/ISC, de 22 de março de 2021. Regula o processo administrativo de concessão do Adicional de Habilitação no âmbito do COMAER. **Diário Oficial da União (DOU)**, seção 1, p. [X], 22 mar. 2021.

BRASIL. Comando da Aeronáutica. Sistema de Controle do Espaço Aéreo Brasileiro: NSCA 351-1. **Boletim do Comando da Aeronáutica (BCA)**, n. 036, 22 de fevereiro de 2024.

BRASIL. Ministério da Defesa. Comando da Aeronáutica. Departamento de Controle do Espaço Aéreo. **MCA 100-22: Metodologia de Indicadores ATM do SISCEAB**. 2020b. Aprovada pela Portaria DECEA No 257/DGCEA, DE 10 DE NOVEMBRO DE 2020, publicada no BCA nº 210, de 19 de novembro de 2020.

BRASIL. Ministério da Defesa. Comando da Aeronáutica. Departamento de Controle do Espaço Aéreo. **PCA 100-3: Plano de Performance ATM do DECEA (2024 – 2028)**. 2024. Aprovado pela Portaria DECEA nº 1.376/DNOR1, DE 5 DE JULHO DE 2024, publicada no BCA nº 134, de 17 de julho de 2024.

BRASIL. Ministério da Defesa. Comando da Aeronáutica. Departamento de Controle do Espaço Aéreo (DECEA). *Sistema de Controle do Espaço Aéreo Brasileiro: NSCA 351-1*. 2024. Portaria DECEA nº 1.250/APLAN, de 6 de fevereiro de 2024. **Diário Oficial da União (DOU)**, seção 1, p. [X], 6 fev. 2024.

BRASIL. Ministério da Defesa. Comando da Aeronáutica. Departamento de Controle do Espaço Aéreo (DECEA). **O Guardião**. Rio de Janeiro, nov. 2017.

BRASIL. Ministério da Defesa. Comando da Aeronáutica. Departamento de Controle do Espaço Aéreo (DECEA). Gestão de desempenho no Sistema de Controle do Espaço Aéreo Brasileiro: DCA 16-7. 2023. Portaria DECEA nº 859/APLAN, de 14 de abril de 2023. **Diário Oficial da União (DOU)**, seção 1, p. [X], 14 abr. 2023.

BRASIL. Ministério da Defesa. Comando da Aeronáutica. Departamento de Controle do Espaço Aéreo (DECEA). Tráfego aéreo: metodologia de indicadores ATM do SISCEAB: MCA 100-22. 2020. Portaria DECEA nº 257/DGCEA, de 10 de novembro de 2020. **Diário Oficial da União (DOU)**, seção 1, p. [X], 10 nov. 2020.

BRASIL. Ministério da Defesa. Comando da Aeronáutica. Departamento de Controle do Espaço Aéreo (DECEA). Controle do Espaço Aéreo: Plano de Implementação ATM Nacional: PCA 351-3. 2021. Portaria DECEA nº 268/APLAN, de 16 de dezembro de 2021. **Diário Oficial da União (DOU)**, seção 1, p. [X], 16 dez. 2021.

BRASIL. Ministério da Defesa. Comando da Aeronáutica. Departamento de Controle do Espaço Aéreo (DECEA). Diretriz da Aeronáutica para o Controle do Espaço Aéreo Brasileiro:

DCA 351-7. 2025. Portaria GABAER/GC3 nº 920, de 21 de fevereiro de 2025. **Diário Oficial da União (DOU)**, seção 1, p. [X], 21 fev. 2025.

BRASIL. Ministério da Defesa. Comando da Aeronáutica. Estado-Maior da Aeronáutica. DCA 11-1: **Sistemática de Planejamento e Gestão Institucional da Aeronáutica**. Volume 1 - Planejamento. 2020a. Aprovada pela Portaria EMAER nº 35/6SC, de 05 de junho de 2020, publicada no BCA nº 102, de 15 de junho de 2020.

BRASIL. Ministério da Defesa. Comando da Aeronáutica. Estado-Maior da Aeronáutica. PCA 11-47: **Plano Estratégico Militar da Aeronáutica 2018 - 2027**. 2018. Aprovado pela Portaria nº 2.102/GC3, DE 18 DE DEZEMBRO DE 2018, publicada no BCA nº 222, de 20 de dezembro de 2018.

BRASIL. Ministério da Defesa. Comando da Aeronáutica. Controle do Espaço Aéreo: Sistema de Controle do Espaço Aéreo Brasileiro: NSCA 351-1. 2022. Portaria DECEA nº 14/DGCEA_SEC, de 19 de janeiro de 2022. **Diário Oficial da União (DOU)**, seção 1, p. [X], 19 jan. 2022.

BUTTON, K.; NEIVA, R. Economic Efficiency of European Air Traffic Control Systems. **Journal of Transport Economics and Policy**, v. 48, n. 1, p. 65-80, jan. 2014.

BUTTON, K.; NEIVA, R. Single European Sky and the Functional Airspace Blocks: Will they improve economic efficiency? **Journal of Air Transport Management**, v. 33, p. 73-80, 2013. DOI: 10.1016/j.jairtraman.2013.06.012.

BUTTON, K.; NEIVA, R. Economic Efficiency of European Air Traffic Control Systems. **Journal of Transport Economics and Policy**, v. 48, n. 1, p. 65-80, jan. 2014.

BUYLE, S.; DEWULF, W.; KUPFER, F.; ONGHENA, E.; MEERSMAN, H.; VAN DE VOORDE, E. Does ANSP size and scope matter in the European ANS market? A multi-product stochastic frontier approach. **Journal of Air Transport Management**, v. 83, 101754, 2020. DOI: 10.1016/j.jairtraman.2019.101754.

CARMO JÚNIOR, O. M.; PEÑA, C. R. Análise envoltória de dados: eficiência dos contratos de georreferenciamento na administração pública. **RIL Brasília**, v. 56, n. 223, p. 213-234, jul./set. 2019.

CHARNES, A.; COOPER, W. W.; RHODES, E. Measuring the efficiency of decision making units. **European Journal of Operational Research**, v. 2, p. 429-444, 1978.

CHARNES, Abraham; COOPER, Willian W.; LEWIN, Arie Y.; SEIFORD, Lawrence M. Data Envelopment Analysis: Theory, Methodology, and Application. **Springer**, 1997. ISBN 978-94-011-0637-5 (eBook). DOI: 10.1007/978-94-011-0637-5.

CHEN, Yanhua; ZHU, Bin; SUN, Xiangxiang; XU, Guanghui. Industrial environmental efficiency and its influencing factors in China: analysis based on the Super-SBM model and spatial panel data. **Environmental Science and Pollution Research**, v. 27, p. 44267–44278,

2020.

CHIAVENATO, I. **Introdução à Teoria Geral da Administração**. 9. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2014.

COELLI, Timothy J.; RAO, D. S. Prasada; O'DONNELL, Christopher J.; BATTESE, George E. **An introduction to efficiency and productivity analysis**. 2. ed. New York: Springer, 2005.

COOPER, W. W.; LOVELL, C. A. K. History lessons. **Journal of Productivity Analysis**, v. 36, p. 193-200, 2011. DOI: 10.1007/s11123-011-0224-4.

COOPER, William W.; SEIFORD, Lawrence M.; TONE, Kaoru. **Data Envelopment Analysis: a comprehensive text with models, applications, references and dea-solver software**. 2. ed. Nova York: Spring, 2007. 490 p.

CORRÊA, Alessandro de Castro; COSTA, Narciso Rodrigues da; CORRÊA, Danielle Cristina Gonzaga; MIRANDA, Jéssica Letícia de Souza. Análise envoltória de dados com apoio do software R: uma aplicação nos institutos federais. **Revista de Engenharia e Tecnologia**, Ponta Grossa, PR, v. 11, n. 2, p. 1-13, ago. 2019.

ĆUJIĆ, M.; JOVANOVIĆ, M.; SAVIĆ, G.; LEVI JAKŠIĆ, M. Measuring the efficiency of air navigation services system by using DEA method. **International Journal for Traffic and Transport Engineering (IJTTE)**, v. 5, n. 1, 2015. DOI: 10.7708/ijtte.2015.5(1).05.

DA SILVA, A. F.; MIRANDA, R. de C.; MARINS, F. A. S.; DIAS, E. X. A new multiple criteria data envelopment analysis with variable return to scale: Applying bi-dimensional representation and super-efficiency analysis. **European Journal of Operational Research**, v. 314, p. 308–322, 2024. DOI: 10.1016/j.ejor.2023.09.008.

DECEA – Departamento de Controle do Espaço Aéreo. **GeoAISweb**: Sistema de Informações Aeronáuticas. Disponível em: <https://geoweb.decea.mil.br/>. Acesso em: 15 mar. 2025.

DE-LA-TORRE-UGARTE-GUANILO, M. C.; TAKAHASHI, R. F.; BERTOLOZZI, M. R. Revisão sistemática: noções gerais/Systematic Review: General Notions. **Rev. Esc. Enferm. USP**, v. 45, n. 5, p. 1260-1266, 2011.

DONATO, H.; DONATO, M. Etapas na Condução de uma Revisão Sistemática/Stages for Undertaking a Systematic Review. **Acta Médica Portuguesa**, v. 32, n. 3, p. 227-235, mar. 2019. DOI: 10.20344/amp.11923.

DONTHU, N.; KUMAR, S.; MUKHERJEE, D.; PANDEY, N.; LIM, W. M. How to conduct a bibliometric analysis: An overview and guidelines. **Journal of Business Research**, v. 133, p. 285-296, 2021. DOI: 10.1016/j.jbusres.2021.04.070.

DOYLE, John; GREEN, Rodney. Efficiency and Cross-Efficiency in DEA: Derivations, Meanings and Uses. **The Journal of the Operational Research Society**, [S. l.], v. 45, n. 5, p.

567-578, maio 1994. Disponível em: <https://www.jstor.org/stable/2584392>. Acesso em: 06 set. 2024.

ENTANI, T.; MAEDA, Y.; TANAKA, H. Dual models of interval DEA and its extensions to interval data. **European Journal of Operational Research**, v. 136, p. 32-45, 2002.

EUROCONTROL. **Performance Review Unit (PRU) and Commissioned by the Performance Review Commission (PRC)**. Final Document - June 2020: Technical note on ANSPs productivity, ATFM delays and ATCOs working hours. Brussels, Belgium: Eurocontrol, 2020. 27 p. Disponível em: <https://www.eurocontrol.int/sites/default/files/2020-06/eurocontrol-technical-note-on-ansp-productivity-atfm-delays-atcos-working-hours-20200619.pdf>. Acesso em: 10 abr. 2023.

EUROCONTROL. **ATM Cost-Effectiveness (ACE) 2007 Benchmarking Report**. Brussels: EUROCONTROL, 2007. Relatório final encomendado pela Performance Review Commission e preparado pela Performance Review Unit (PRU) com o ACE 2007 Working Group.

EUROCONTROL. **Technical note on ANSPs productivity, ATFM delays and ATCOs working hours**: based on analysis developed in the ACE 2018 Benchmarking Report. Brussels: EUROCONTROL, jun. 2020. Disponível em: <https://www.eurocontrol.int/sites/default/files/2020-06/eurocontrol-technical-note-on-ansp-productivity-atfm-delays-atcos-working-hours-20200619.pdf>. Acesso em: 9 abr. 2025.

FARRELL, M. J. The measurement of productive efficiency. **Journal of the Royal Statistical Society**. Series A (General), v. 120, n. 3, p. 253-290, 1957.

FITZSIMMONS, J. A.; FITZSIMMONS, M. J. **Administração de serviços**: operações, estratégia e tecnologia da informação. Tradução de Scientific Linguagem Ltda. 7. ed. Porto Alegre: AMGH, 2014.

Fried, H.O., Lovell, C.A.K., Schmidt, S.S. **The Measurement of Productive Efficiency and Productivity Growth**. Oxford University Press, Oxford. 2008.

GIL, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2008.

GRIGOROV, Vladimir; MARK, Paula Rachel. Measuring the Sustainability of Air Navigation Services. *In*: EMROUZNEJAD, Ali; CABANDA, Emilyn (ed.). **Managing Service Productivity**: using frontier efficiency methodologies and multicriteria decision making for improving service performance. New York: Springer, 2014. p. 1-394. (ISSN 0884-8289)

HALLGREN, M.; OLHAGER, J. Quantification in manufacturing strategy: a methodology and illustration. **International Journal of Production Economics**, n.104, p.113-124, 2006. DOI: 10.1016/j.ijpe.2005.09.004.

HIRST, M. **The air transport system**. Cambridge: Woodhead Publishing, 2008.

HOSSEINZADEH LOTFI, Farhad; EBRAHIMNEJAD, Ali; VAEZ-GHASEMI, Mohsen; MOGHADDAS, Zohreh. Data Envelopment Analysis with R. **Springer**, 2020. DOI: 10.1007/978-3-030-24277-0.

INTERNATIONAL CIVIL AVIATION ORGANIZATION (ICAO). **Global Air Navigation Plan (GANP) 2016–2030**. 5. ed. Montreal: ICAO, 2016. (Doc 9750-AN/963).

INTERNATIONAL CIVIL AVIATION ORGANIZATION (ICAO). **Global Air Traffic Management Operational Concept**. 1. ed. Montreal: ICAO, 2005. (Doc 9854 AN/458).

INTERNATIONAL CIVIL AVIATION ORGANIZATION (ICAO). **Manual on Air Navigation Services Economics**. 5. ed. Montreal: ICAO, 2013. (Doc 9161).

KAPLAN, R. S.; NORTON, D. P. Strategic learning & the balanced scorecard. **Strategy & Leadership**, v. 24, n. 5, pp. 18-24. DOI: 10.1108/eb054566.

KASSAI, S. **Utilização da análise por envoltória de dados (DEA) na análise de demonstrações contábeis**. 2002. Tese (Doutorado em Contabilidade e Atuária) – Universidade de São Paulo, Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Departamento de Contabilidade e Atuária, São Paulo, SP, 2002.

LAKATOS, E. M.; MARCONI, M. A. **Fundamentos de Metodologia Científica**. 9 ed. Atlas. Edição do Kindle. 2022.

LAPA, J. S.; NEIVA, C. C. Avaliação em educação: comentários sobre desempenho e qualidade. **Avaliação de Políticas Públicas em Educação**, Rio de Janeiro, v. 4, n. 12, p. 213-236, jul./set. 1996.

LI, Y.; ABTAHI, A.-R.; SEYEDAN, M. Supply chain performance evaluation using fuzzy network data envelopment analysis: A case study in automotive industry. **Annals of Operations Research**, 275, 461–484, 2019.

LIU, J. S.; LU, L. Y. Y.; LU, W. M.; LIN, B. J. Y. Data envelopment analysis 1978–2010: A citation-based literature survey. **Omega**, v. 41, p. 3-15, 2013. DOI: 10.1016/j.omega.2010.12.006.

Lovell, C.A.K. Production frontiers and production efficiencies. **In: The Measurement of Productive Efficiency: Techniques and Applications**. 1992.

LU, X.; WU, Z. ATM Chain: Blockchain-based security framework for cyber-physics system in air traffic management. **Security and Communication Networks**, v. 2022, 8542876, 2022. DOI: 10.1155/2022/8542876.

MAJUMDAR, A.; OCHIENG, W. Y. Factors Affecting Air Traffic Controller Workload: Multivariate Analysis Based on Simulation Modeling of Controller Workload. **Transportation Research Record**, 1788(1), 2002. DOI: <https://doi.org/10.3141/1788-08>.

MARIANO, E. B. **Sistematização e comparação de técnicas, modelos e perspectivas não-paramétricas de análise de eficiência produtiva**. 2008. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Universidade de São Paulo, Escola de Engenharia de São Carlos, São Carlos, 2008.

MARIANO, E. B.; ALMEIDA, M. R.; REBELATTO, D. A. N. Peculiaridades da análise por envoltória de dados. *In: XII SIMPEP, 12, Anais...*, 2006, Bauru, 6-8 nov. Bauru: [Editora], 2006.

MARIANO, E. B.; ALMEIDA, M. R.; REBELATTO, D. A. N. Princípios básicos para uma proposta de ensino sobre análise por envoltória de dados. *In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENSINO DE ENGENHARIA (COBENGE), 34, Anais...*, 2006, Passo Fundo: Ed. Universidade de Passo Fundo, set. 2006. ISBN 85-7515-371-4.

MATOS, E.; PIRES, D. Teorias administrativas e organização do trabalho: de Taylor aos dias atuais, influências no setor saúde e na enfermagem. **Texto Contexto Enferm.**, Florianópolis, v. 15, n. 3, p. 508-514, jul.-set. 2006.

MELLO, J. C. C. B. S.; MEZA, L. A.; GOMES, E. G.; BIONDI NETO, L. Curso de análise de envoltória de dados. *In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL, 37, Anais...*, 2005. Gramado: [Editora], 27-30 set. 2005.

MILJAK, I.; STEINER, S.; MIHETEC, T. Analysis of Airspace Complexity in FAB CE. *In: BELGRADE, City Net Scientific Research Center Ltd. et al (org.). ICTTE Belgrade 2014: international conference on traffic and transport engineering - ictte. 2. ed. Belgrade: Prof. Dr Srećko Žeželj, 2014. p. 431-443. (ISBN 978-86-916153-2-1). Disponível em: http://ijtte.com/uploads/news_files/ICTTE_Belgrade_2014-Proceedings.pdf. Acesso em: 15 out. 2024.*

MOUZAS, S. Efficiency versus effectiveness in business networks. **Journal of Business Research**, v. 59, p. 1124-1132, 2006. DOI: 10.1016/j.jbusres.2006.09.018.

NEELY, A. The evolution of performance measurement research: developments in the last decade and a research agenda for the next. **International Journal of Operations & Production Management**, v. 25, n. 12, pp. 1264-277, 2005. DOI: 10.1108/01443570510633648.

NEELY, A.; GREGORY, M.; PLATTS, K. Performance measurement system design: A literature review and research agenda. **International Journal of Operations & Production Management**, v. 15, n. 4, pp. 80-116, 1995. DOI: 10.1108/01443579510083622.

NEELY, A.; RICHARDS, H.; MILLS, J.; PLATTS, K.; BOURNE, M. Designing performance measures: a structured approach. **International Journal of Operations & Production Management**, v. 17, n. 11, p. 1131-1152, 1997.

NEIVA, R. Air navigation services. *In*: _____. **Institutional Reform of Air Navigation Service Providers: a historical and economic perspective**. Cheltenham: Edward Elgar Publishing Limited, 2015. Cap. 3. p. 1-171. DOI 10.4337/9781784712082.

NOVAES, L. F. L. **Envoltória sob dupla ótica aplicada na avaliação imobiliária em ambiente do sistema de informação geográfica**. Tese (Doutorado), Universidade Federal do Rio de Janeiro - UFRJ, Rio de Janeiro, 2002.

OHNO, Taiichi. **Toyota Production System: beyond large-scale production**. Boca Raton: Crc Press Taylor & Francis Group, 1988. 143 p. (ISBN 0-915299-14-3). Tradução de: Toyota seisán hoshiki (1978).

OLAYODE, I. O.; SEVERINO, A.; ALEX, F. J.; MACIOSZEK, E.; TARTIBU, L. K. Systematic review on the evaluation of the effects of ride-hailing services on public road transportation. **Transportation Research Interdisciplinary Perspectives**, v. 22, p. 100943, 2023. DOI: 10.1016/j.trip.2023.100943.

ORGANIZAÇÃO DA AVIAÇÃO CIVIL INTERNACIONAL (ICAO). **Global Air Navigation Plan (GANP) 2016–2030**. 5. ed. Montreal: ICAO, 2016. (Doc 9750-AN/963).

ORGANIZAÇÃO DA AVIAÇÃO CIVIL INTERNACIONAL (ICAO). **Global Air Traffic Management Operational Concept**. 1. ed. Montreal: ICAO, 2005. (Doc 9854 AN/458).

ORGANIZAÇÃO DA AVIAÇÃO CIVIL INTERNACIONAL (ICAO). **Manual on Air Navigation Services Economics**. 5. ed. Montreal: ICAO, 2013. (Doc 9161).

ORGANIZAÇÃO DA AVIAÇÃO CIVIL INTERNACIONAL (ICAO). **Convention on International Civil Aviation**. 9. ed. Montreal: ICAO, 2006. (Doc 7300).

PAGE M.J.; MCKENZIE, J.E.; BOSSUYT, P.M.; BOUTRON, I; HOFFMANN, T.C.; MULROW, C.D.; et al. **The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews**. *BMJ* 2021;372:n71. doi: 10.1136/bmj.n71. Disponível em: <https://www.prisma-statement.org/prisma-2020-flow-diagram>.

PASSOS, F. G.; FONTES, C. H. O.; NASCIMENTO, A. N. Avaliação da eficiência de uma empresa exportadora de manga do Vale do São Francisco: um modelo em Análise Envoltória de Dados. **Custos e @gronegocio online**, Recife, v. 16, Edição Especial, p. 105-133, nov. 2020. ISSN 1808-2882. Disponível em: <http://www.custoseagronegocioonline.com.br/publicacoes/edesp/10-PASSOS-FONTES-NASCIMENTO.pdf>. Acesso em: 08 mar. 2025.

PINTO, N. G. M.; CORONEL, D. A. Eficiência e eficácia na administração: proposição de modelos quantitativos. **Revista Unemat de Contabilidade**, v. 6, n. 11, 2017.

PIRAN, F. S.; LACERDA, D. P.; CAMARGO, L. F. R. **Análise e gestão da eficiência: aplicação em sistemas produtivos de bens e serviços**. São Paulo: Folio, 2018.

PRICE, C. C.; ZHU, J.; HILLIER, F. S. (Ed.). An Assessment using Data Envelopment Analysis (DEA). 2. ed. **Springer**, 2014. (International Series in Operations Research & Management Science; v. 210). DOI: 10.1007/978-1-4899-7472-3.

PRICE, C. C.; ZHU, J.; HILLIER, F. S. (Ed.). International Series in Operations Research & Management Science. v. 249. New York: **Springer**, 2016. DOI: 10.1007/978-3-319-48461-7.

RATNER, S. V.; SHAPOSHNIKOV, A. M.; LYCHEV, A. V. Network DEA and its applications (2017–2022): A systematic literature review. **Mathematics**, v. 11, n. 9, 2141, 2023. DOI: 10.3390/math11092141.

RAZIPOUR-GHALEHJOUGH, S.; LOTFI, F. H.; JAHANSHAHLOO, G.; ROSTAMY-MALKHALIFEH, M.; SHARAFI, H. Finding closest target for bank branches in the presence of weight restrictions using data envelopment analysis. **Annals of Operations Research**, v. 1, pp. 1–33, 2019.

RIOS, C. O. Mensuração de eficiência: um novo exame aplicado aos portos públicos brasileiros. 2015. **Dissertação** (Mestrado em Economia do Desenvolvimento) – Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul, Faculdade de Administração, Contabilidade e Economia, Programa de Pós-Graduação em Economia, Porto Alegre, RS, 2015.

SANDER, B. **Gestão da educação na América Latina**: construção e reconstrução do conhecimento. Campinas, SP: Autores Associados, 1995.

SANTOS, P. L. C. T.; MONTEIRO, P. A. A.; STUDIC, M.; MAJUMDAR, A. A methodology used for the development of an Air Traffic Management functional system architecture. **Reliability Engineering and System Safety**, v. 165, p. 445-457, 2017. DOI: 10.1016/j.ress.2017.05.022.

SCHMITT, D.; GOLLNICK, V. Air Transport System. Berlin: **Springer**, 2016. ISBN 978-3-7091-1879-5. DOI: 10.1007/978-3-7091-1880-1.

SCHULTZ, M.; FRICKE, H.; STANDFUSS, T. Efficiency assessment in European air traffic management: A fundamental analysis of data, models, and methods. **Journal of Air Transport Management**, v. 115, n. 4, p. 102523, 2024. DOI: 10.1016/j.jairtraman.2023.102523.

SEIFORD, L. M.; ZHU, J. Infeasibility Of Super-Efficiency Data Envelopment Analysis Models. **INFOR: Information Systems and Operational Research**, Toronto, v. 37, n. 2, p. 174-187, May, 1999. DOI: 10.1080/03155986.1999.11732379.

SEXTON, T. R.; SILKMAN, R. H.; HOGAN, A. J. Data Envelopment Analysis: Critique and Extensions. In: SEXTON, T. R. (Ed.). **New Directions for Program Evaluation**. San Francisco: Jossey-Bass, 1986. n. 32, p.

SIEWERDT, E. O modelo de controle do espaço aéreo brasileiro e sua integração com outros sistemas. **Sitraer**, v. 7, p. LVIII-LXIII, 2008.

SILVA, N. **Introdução à pesquisa em Ciências Sociais: a pesquisa qualitativa em educação – o positivismo, a fenomenologia, o marxismo.** 175 p. São Paulo: Atlas, 2008. ISBN: 9788522402731.

SILVEIRA, J; ANGULO MEZA, L., SOARES DE MELLO, J. C. C. B. Identificação de benchmarks e anti-benchmarks para companhias aéreas usando modelos DEA e fronteira invertida. *Produção*. 22. 788-795, 2012. 10.1590/S0103-65132011005000004. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/prod/a/d9mYnC9mHhGvQ6pXy4VqDkW/?lang=pt>. Acesso em: 10 set. 2024.

MELLO, J. C. C. B. S.; GOMES, E. G.; MEZA, L. A.; LETA, F. R. DEA Advanced Models for Geometric Evaluation of used Lathes. **WSEAS Transactions on Systems**, v. 7, n. 5, p. 500-20, 2008.

SOUZA, D. A. P. F.; MARIANO, E. B.; SANTANA, N. B. Eficiência social e alfabetização financeira: uma análise dos BRICS e G7. **Caderno Pedagógico**, [S. l.], v. 21, n. 9, p. e8174, 2024. DOI: 10.54033/cadpedv21n9-254. Disponível em: <https://ojs.studiespublicacoes.com.br/ojs/index.php/cadped/article/view/8174>. Acesso em: 25 jan 25.

STANDFUSS, T., WHITTOME, M., RUIZ-GAUNA, I. Volatility in Air Traffic Management-How Changes in Traffic Patterns Affect Efficiency in Service Provision. In: *Air Traffic Management and Systems IV. Lecture Notes in Electrical Engineering*, 4, **Springer**, Tokyo, pp. 25–39, 2021.

STANDFUSS, T.; FICHERT, F.; SCHULTZ, M.; STRATIS, P. Efficiency losses through fragmentation? Scale effects in European ANS provision. **Competition and Regulation in Network Industries**, v. 20, n. 4, p. 275-289, 2019. DOI: 10.1177/1783591719848859.

STANDFUSS, T.; HIRTE, G.; SCHULTZ, M.; FRICKE, H. Efficiency assessment in European air traffic management—A fundamental analysis of data, models, and methods. **Journal of Air Transport Management**, v. 115, p. 102523, 2024. DOI: 10.1016/j.jairtraman.2023.102523.

STANDFUSS, T.; HIRTE, G.; SCHULTZ, M.; FRICKE, H. Efficiency in European air traffic management—A fundamental analysis of data, models, and methods. **Journal of Air Transport Management**, v. 115, p. 102523, 2024. DOI: 10.1016/j.jairtraman.2023.102523.

STANDFUSS, T.; SCHULTZ, M. Performance Assessment of European Air Navigation Service Providers. In: *IEEE/AIAA DIGITAL AVIONICS SYSTEMS CONFERENCE (DASC)*, **Anais...**, 37., 2018, London: IEEE, 2018. p. 1-10. DOI: 10.1109/DASC.2018.8569839.

STANDFUSS, T.; FICHERT, F.; SCHULTZ, M. Efficiency gains through Functional Airspace Blocks? An analysis of Economies of Scale in European Air Traffic Management. In: *ITEA BARCELONA*, **Anais...**, 2017. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/320797652>. Acesso em: 11 nov. 2024.

STANDFUSS, T.; FICHERT, F.; WHITTOME, Ms. Adapting capacity of air navigation service provision in Europe. *In: Congress of the International Council of the Aeronautical Sciences*, 31, **Anais...**, 2018, Belo Horizonte, p. 1-10. Disponível em: https://www.fabec.eu/images/user-pics/pdf-downloads/ICAS_Paper_Rev_final.pdf. Acesso em: 5 nov. 2024.

Stepan, A., Fischer, E.O. **Betriebswirtschaftliche Optimierung: Einführung in Die Quantitative Betriebswirtschaftslehre**, 8 ed. Walter de Gruyter GmbH & Co KG, Berlin. 2014.

TOLOO, M.; TICHÝ, T. Two alternative approaches for selecting performance measures in data envelopment analysis. **Measurement**, [S.L.], v. 65, p. 29-40, abr. 2015. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.measurement.2014.12.043>.

TRANFIELD, D.; DENYER, D.; SMART, P. Towards a methodology for developing evidence-informed management knowledge by means of systematic review. **British Journal of Management**, v. 14, p. 207-222, 2003.

VAKILI, J.; AMIRMOSHIRI, H.; SHIRAZ, R. K.; FUKUYAMA, H. A modified distance friction minimization approach in data envelopment analysis. **Annals of Operations Research**, 1, 1-16, 2019.

WU, C.-L.; CAVES, R. E. Research review of air traffic management. **Transport Reviews**, v. 21, n. 4, p. 325-341, 2001. DOI: 10.1080/01441640110074773.

YAMADA, Y.; MATUI, T.; SUGIYAMA, M. New analysis of efficiency based on DEA. **Journal of the Operations Research Society of Japan**, v. 37, n. 2, p. 158-167, 1994.

ANEXO A – ARTIGO CIENTÍFICO

EFICIÊNCIA DOS PROVEDORES DE SERVIÇO DE NAVEGAÇÃO AÉREA (PSNA) POR MEIO DA ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS (DEA): REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA

RESUMO

Este artigo apresenta uma revisão sistemática da literatura sobre a aplicação da Análise Envoltória de Dados (DEA) na avaliação da eficiência dos Provedores de Serviço de Navegação Aérea (PSNA) publicada entre 2013 e 2024. O objetivo foi compreender como a literatura tem discutido e analisado a eficiência dos PSNA por meio da DEA e quais os principais resultados encontrados. A metodologia empregou uma busca sistemática nas bases de dados *Web of Science* e SCOPUS. A revisão identificou estudos que aplicaram a DEA, com predomínio em PSNA europeus, motivados pela iniciativa do Céu Único Europeu e pela existência de relatórios de dados europeus. Os modelos DEA mais utilizados foram os de Retornos Variáveis de Escala (VRS) e, frequentemente, os de Retornos Constantes de Escala (CRS). As variáveis de *inputs* (como controladores de tráfego aéreo) e de *outputs* (como horas de voo controladas) variaram entre os estudos. A complexidade do tráfego foi um dos fatores identificados que frequentemente afeta a eficiência. O estudo também destacou o uso de técnicas complementares à DEA, como *bootstrapping* e análises de regressão. As limitações dos estudos revisados incluíram questões relacionadas à disponibilidade, escassez e heterogeneidade dos dados. A conclusão principal é que a DEA é uma ferramenta valiosa para analisar o desempenho dos PSNA. O artigo sugere futuras pesquisas para adaptar esses modelos ao contexto dos PSNA brasileiros, possibilitando *benchmarking* comparativo.

Palavras-chave: Análise Envoltória de Dados; Eficiência; Provedores de Serviço de Navegação Aérea; Gerenciamento de Tráfego Aéreo.

EFFICIENCY OF AIR NAVIGATION SERVICE PROVIDERS (PSNA) THROUGH DATA ENVELOPMENT ANALYSIS (DEA): A SYSTEMATIC REVIEW OF THE SLITERATURE

ABSTRACT

This article presents a systematic literature review on the application of Data Envelopment Analysis (DEA) in evaluating the efficiency of Air Navigation Service Providers (ANSPs) published between 2013 and 2024. The objective was to understand how the literature has discussed and analyzed the efficiency of ANSPs through DEA and the main findings. The methodology involved a systematic search in the Web of Science and SCOPUS databases. The review identified studies that applied DEA, with a predominance of European ANSPs, driven by the Single European Sky initiative and the availability of European data reports. The most commonly used DEA models were Variable Returns to Scale (VRS) and, frequently, Constant Returns to Scale (CRS). Input variables (such as air traffic controllers) and output variables (such as controlled flight hours) varied among the studies. Traffic complexity was one of the factors identified as frequently affecting efficiency. The study also highlighted the use of complementary techniques to DEA, such as bootstrapping and regression analyses. The limitations of the reviewed studies included issues related to data availability, scarcity, and heterogeneity. The main conclusion is that DEA is a valuable tool for analyzing ANSP

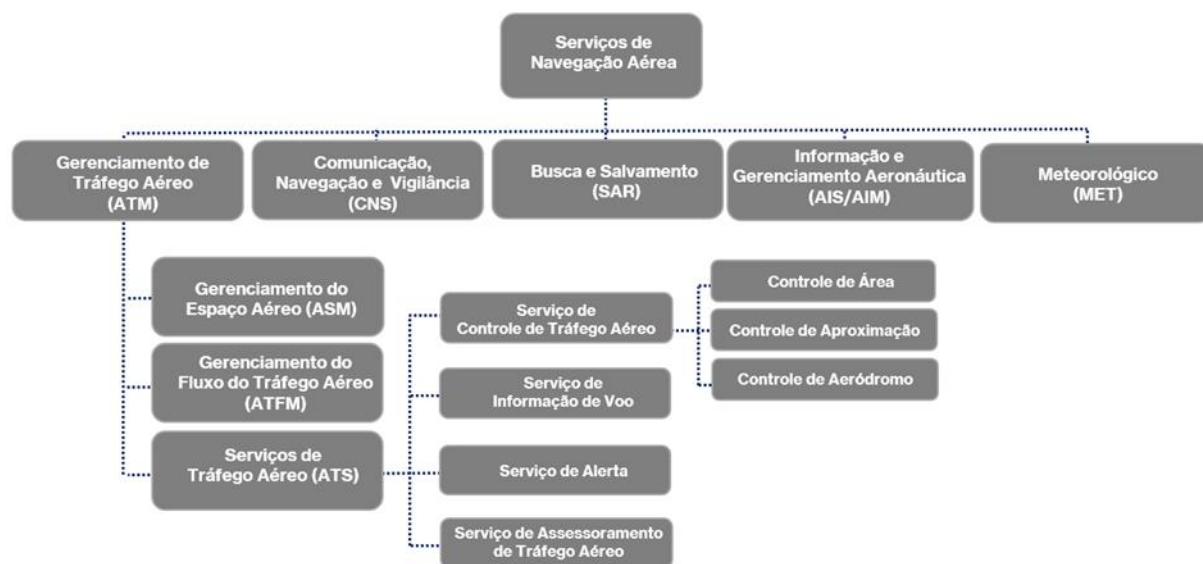
performance. The article suggests future research to adapt these models to the context of Brazilian ANSPs, enabling comparative benchmarking.

Keywords: Data Envelopment Analysis; Efficiency; Air Navigation Service Providers; Air Traffic Management.

1 INTRODUÇÃO

Os serviços de navegação aérea tiveram a sua origem em 1944, com a Convenção de Chicago. A partir dessa Convenção, em 1947, criou-se a International Civil Aviation Organization (ICAO) e definiu-se que cada Estado-membro, dentre eles o Brasil, seria responsável pela prestação dos serviços de navegação aérea em seu território e no espaço aéreo de sua jurisdição (INTERNATIONAL CIVIL AVIATION ORGANIZATION, 2016). Portanto, os Estados tornaram-se soberanos para controlar o espaço aéreo sobre suas terras, águas e territórios (NEIVA, 2015, p. 28).

Figura 1 - Categorias de Serviços de Navegação Aérea



Fonte: o autor (2025).

Os serviços de navegação aérea incluem o gerenciamento de tráfego aéreo (ATM); os de comunicação, navegação e vigilância (CNS); o de busca e salvamento (SAR); o de informação aeronáutica e o de gerenciamento dessa informação (AIS/AIM); e o meteorológico (MET), conforme Figura 1. Tais serviços são providos ao tráfego aéreo em todas as fases – aproximação, decolagem e em rota (INTERNATIONAL CIVIL AVIATION ORGANIZATION, 2013) e são prestados pelos Provedores de Serviços de Navegação Aérea (PSNA). Uma característica básica do PSNA é que ele pode não ser realizado por uma única entidade. Qualquer entidade que forneça serviços ATM, conforme elencados na Figura 1, e/ou outros serviços de navegação aérea, é conhecida como provedor de serviço de navegação aérea. (INTERNATIONAL CIVIL AVIATION ORGANIZATION, 2013).

É por meio desses serviços que os países proporcionam a conexão entre dois elementos constitutivos do sistema de transporte aéreo — companhia aérea e aeroportos, tornando real o conceito ATM, que é o gerenciamento integrado e dinâmico do tráfego aéreo e do espaço aéreo (INTERNATIONAL CIVIL AVIATION ORGANIZATION, 2005).

Para garantir a sustentabilidade e a continuidade da prestação, esses serviços fornecidos precisam ser seguros, econômicos e eficientes (SANTOS *et al.*, 2017). Sob o escopo da eficiência, entidades que prestam os serviços de controle de tráfego aéreo são comparadas. As comparações entre diferentes provedores de serviços são uma ferramenta poderosa para fomentar melhorias e promover as melhores práticas (INTERNATIONAL CIVIL AVIATION ORGANIZATION, 2013)

O fenômeno eficiência motivou diversos estudiosos ao longo da história, porque está diretamente ligada à otimização de recursos, ao progresso e ao sucesso em diversas áreas do conhecimento (COOPER, LOVELL, 2011; LIU *et al.*, 2013). Um dos meios de mensurá-la é a Análise Envoltória de Dados (DEA), metodologia criada em 1978 (CHARNES, COOPER, RHODES, 1978), por meio da qual se mede a eficiência relativa de um conjunto de unidades homogêneas, em diversas áreas de aplicação (RATNER *et al.*, 2023).

Visto que a busca pela eficiência ocorre em diversas áreas, inclusive nas áreas relacionadas ao controle de tráfego aéreo, é mister compreender a eficiência no cenário dos PSNA em termos de sua mensuração por ser uma integrante essencial para manter a continuidade dos serviços prestados no sistema de controle de tráfego aéreo, contribuindo para o sistema de transporte aéreo.

Portanto, procura-se entender por meio de investigação da literatura como a DEA tem sido aplicada no escopo dos PSNA. De modo a compreender os estudos, buscou-se responder como a literatura tem discutido e analisado a eficiência dos PSNA e quais foram os principais resultados encontrados.

Para responder a essa questão, realizou-se uma revisão sistemática da literatura baseada nos procedimentos metodológicos de Tranfield *et al.* (2003), ao aplicar métodos explícitos e sistematizados de busca (DONATO, DONATO, 2019). O objetivo da revisão foi comparar os estudos de aplicação da DEA em PSNA por meio de resultados alcançados, dados de *inputs* e *outputs* e fatores que afetam a eficiência. O estudo contribui ao permitir a compilação da literatura relacionada à mensuração da eficiência por meio da DEA em PSNA, além de evidenciar que não há ainda estudo similar de aplicação dessa metodologia em PSNA brasileiros. Finalmente, sugere-se que tal metodologia é muito útil para melhorias nos níveis de qualidade de prestação dos serviços de controle de tráfego aéreo, além de ser possível aplicá-la

no cenário dos PSNA brasileiros.

Este artigo é estruturado do seguinte modo: depois da introdução, apresenta-se pontos importantes relacionados à eficiência, metodologia de análise envoltória de dados e provedores de serviço de navegação aéreo com a finalidade de ambientar o leitor ao contexto do estudo. Em seguida, é apresentado o método de seleção da literatura. Depois, é analisada e discutida a literatura selecionada que promove a conexão entre essa metodologia e os PSNA e, por fim, são apresentadas as considerações finais e sugestões para pesquisas futuras.

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 EFICIÊNCIA

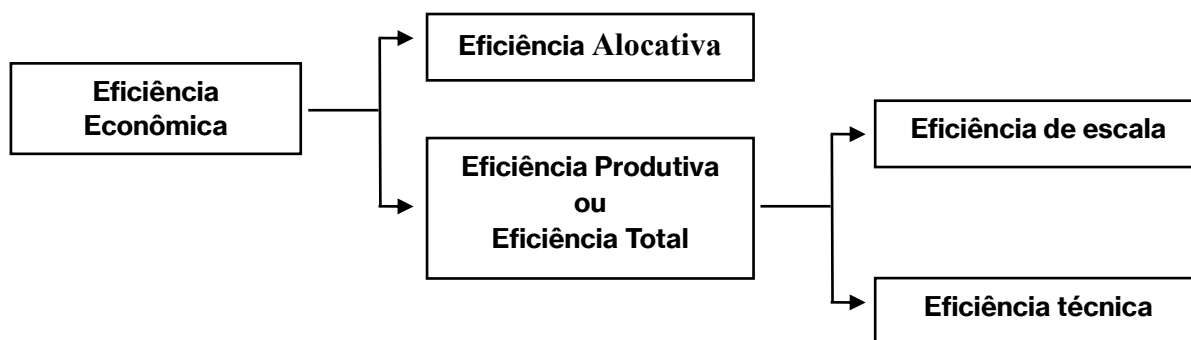
A eficiência surge no final do século XIX e início do século XX, por meio da Revolução Industrial, que introduz um novo modo de produzir com foco na racionalização do trabalho. Nesse período, há o surgimento das primeiras teorias da Administração, como a Teoria Científica de Frederick W. Taylor (1856-1915), a qual se fundamenta em estudos de tempos e movimentos para melhorar a eficiência do trabalhador (MATOS, PIRES, 2006).

O conceito de eficiência está atrelado aos recursos que serão utilizados por uma organização para alcançar seus resultados (CHIAVENATO, 2014, p. 161). A eficiência pode ser determinada pela capacidade de evitar desperdício de recursos e tempo para produzir um resultado determinado. Sob a ótica da Matemática, eficiência trata-se da mensuração da relação das saídas ou *outputs* pelas entradas ou *inputs* (BARBOSA; FUCHIGAMI, 2018, p. 2). A eficiência de uma empresa está relacionada a seu grau de sucesso em gerar uma determinada quantidade de produtos a partir de um conjunto de insumos (FARRELL, 1957).

Logo, a eficiência está intrinsecamente relacionada aos meios e métodos que são utilizados. O foco da eficiência será na relação entre *inputs-outputs*, ou seja, na otimização da aplicação de recursos em relação aos resultados alcançados, isto é, buscar produzir mais com menos recursos.

Em diversos sistemas produtivos, tais como o de transporte aéreo e de controle de tráfego aéreo, a eficiência, em uma visão ampla, é conceituada como eficiência econômica. Essa eficiência se refere à capacidade de produzir o máximo de resultados com o mínimo de recursos, energia e tempo (SANDER, 1995), sendo visto sob o escopo comportamental da unidade de produção (MARIANO, 2008). Tal eficiência pode ser decomposta em outros componentes, conforme Figura 2.

Figura 2 - Decomposição da eficiência



Fonte: o autor (2025).

Na prática, a eficiência econômica, a mais ampla de todas, faz uso de indicadores de custos, receitas e lucros, todos observados em relação a padrões ótimos (AZAMBUJA, 2002). Com a sua decomposição, surgem a eficiência alocativa e produtiva.

Quanto à eficiência alocativa, ela demonstra a habilidade de uma organização em utilizar os recursos da melhor maneira do ponto de vista econômico. Ou seja, ela se refere à capacidade de distribuir os recursos econômicos disponíveis de forma otimizada, garantindo seu melhor aproveitamento no processo produtivo (MARIANO, 2008).

A eficiência produtiva (ou total) pode ser subdividida em: eficiência técnica e de escala. A eficiência técnica é uma porção da eficiência produtiva que demonstra o quanto dessa eficiência pode estar relacionada a fatores técnicos e de engenharia e refere-se à habilidade gerencial da administração (BANKER, CHARNES, COOPER, 1984). Já a eficiência de escala é a habilidade de uma organização operar ou não em uma escala ótima de produção, sendo obtida por meio da relação entre a eficiência produtiva e a eficiência técnica, conforme pode se inferir da equação a seguir (MARIANO, 2008).

$$\text{Eficiência Produtiva} = \text{Eficiência Técnica} \times \text{Eficiência de Escala}$$

Portanto, uma organização somente conseguirá ter eficiência econômica se, ao mesmo tempo, produzir sem desperdícios (em suma ser produtivamente eficiente) e conseguir alocar seus recursos com o mínimo custo e/ou o máximo de lucro (em suma, ser alocativamente eficiente) (MARIANO, 2008).

2.2 ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS

Com o objetivo de calcular a eficiência técnica, em 1978, Charnes *et al.* (1978) avaliaram o desempenho do “*Program Follow Through*” (programa educacional para estudantes carentes — principalmente negros ou de origem latino-americana — realizado em escolas públicas americanas com apoio do governo federal). Essa avaliação foi obtida por meio

da comparação entre um grupo de alunos carentes de escolas públicas americanas que aderiram a um programa de ensino e outro que não aderiu a esse programa (CHARNES; COOPER; RHODES, 1978). Por meio dessa avaliação, foi possível mensurar a eficiência técnica relativa de escolas públicas americanas, com base em múltiplos insumos e produtos, resultando na técnica DEA, intitulada por Modelo CCR, abreviatura dos sobrenomes de seus autores – Charnes, Cooper e Rhodes.

Já em 1984, foi criado por Banker, Charnes e Cooper o Modelo BCC da técnica de DEA, também nomeado pelas iniciais de seus autores. O Modelo BCC consegue dissociar a eficiência de escala da eficiência técnica (BANKER; CHARNES; COOPER, 1984), diferente do Modelo CCR que estima a eficiência produtiva bruta da unidade em estudo. Portanto, o Modelo BCC surgiu a partir da decomposição do Modelo CCR nos componentes de eficiência técnica e de escala (BARBOSA; FUCHIGAMI, 2018).

A DEA é, portanto, uma técnica de mensuração da eficiência relativa entre as unidades escolhidas e/ou selecionadas, chamadas de Unidades de Tomada de Decisão (DMU). Essa eficiência é visualizada por meio da criação de uma fronteira de produção, chamada de fronteira de eficiência. Essa fronteira tem enfoque não paramétrico, uma vez que não recorre a parâmetros externos ao sistema e, desta forma, não se pode obter inferências que se apliquem à toda uma população, pois mede a eficiência comparativa entre as unidades escolhidas e/ou selecionadas.

Tal técnica tem se apresentado muito versátil e popularmente encontrada na literatura em diversas áreas do conhecimento (RATNER, SHAPOSHNIKOV, LYCHEV, 2023), dentre elas, na mensuração da eficiência de componentes dos sistemas de controle de tráfego aéreo, conforme evidenciado nas pesquisas analisadas a seguir.

2.3 PROVEDORES DE SERVIÇOS DE NAVEGAÇÃO AÉREA

A estrutura organizacional dos PSNA compete a cada país, bem como de sua organização do espaço aéreo e de sua política governamental (INTERNATIONAL CIVIL AVIATION ORGANIZATION, 2013). Em suma, os provedores existentes no cenário mundial podem ser configurados de três modos: autônomo, como uma entidade essencialmente independente; privado; e governamental, sendo este último o formato organizacional histórico (INTERNATIONAL CIVIL AVIATION ORGANIZATION, 2013). Dessa forma, não existe uma estrutura organizacional única que seja ideal para todos os PSNA. A escolha do modelo mais adequado de PSNA deve considerar diversos fatores específicos, tais como: estruturais, legais, econômicos, financeiros, operacionais e técnicos (INTERNATIONAL CIVIL

AVIATION ORGANIZATION, 2013).

Sob o escopo mundial, são encontradas as três configurações de organização de PSNA, sendo empregada a estrutura governamental no Brasil. Os PSNA brasileiros, a maioria deles atrelados à estrutura militar, prestam os serviços de navegação aérea, dentre eles, o gerenciamento de tráfego aéreo, onde estão incluídos os serviços de controle de tráfego aéreo.

Esses PSNA compõem, como elos, o Sistema de Controle do Espaço Aéreo Brasileiro (SISCEAB), cujo órgão central é o Departamento de Controle do Espaço Aéreo (DECEA). Por meio de um relacionamento sistêmico, esse órgão central, em conjunto com os elos PSNA, tem como um de seus objetivos garantir a máxima eficiência das operações aéreas (BRASIL, 2024).

3 MÉTODO

No presente estudo, realizou-se uma Revisão Sistemática da Literatura (RSL), um método rigoroso e transparente de síntese de pesquisas sobre um tema específico, com o objetivo de reduzir vieses e fortalecer a confiabilidade das conclusões obtidas (TRANFIELD, 2003). A escolha da RSL justifica-se por envolver um escopo estreito de estudo, sendo mais adequada para uma área específica de pesquisa ou nicho (DONTHU *et al.*, 2021).

Por meio de uma abordagem quantitativa, buscou-se avaliar os estudos existentes sobre o emprego da DEA em PSNA. A síntese desses estudos é de natureza descritiva, uma vez que é um resumo textual das características e da informação relevante encontradas nas evidências científicas (DE-LA-TORRE-UGARTE-GUANILO; TAKAHASHI; BERTOLOZZI, 2011).

A pesquisa utiliza as diretrizes do protocolo *Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and MetaAnalyses* (PRISMA), utilizado em diversas áreas como estrutura para a análise da literatura (OLAYODE *et al.*, 2023). Tal abordagem estruturada é empregada para minimizar vieses e aumentar a confiabilidade dos resultados. Com base na metodologia PRISMA, construiu-se um protocolo por meio do qual é especificada a questão a ser investigada e os métodos utilizados para a revisão com objetivos claros (DONATO; DONATO, 2019). O planejamento do protocolo contemplou: (a) base de dados; (b) termos de pesquisa; (c) critérios de inclusão e exclusão.

A coleta de dados, acerca das evidências científicas existentes, foi realizada em dezembro de 2024, por meio de consulta a duas bases de dados, a saber, *Web of Science* (WoS) e Scopus. Essas bases foram escolhidas por serem multidisciplinares e por conterem artigos relevantes na comunidade acadêmica. A WoS indexa somente os periódicos mais citados em suas respectivas áreas, sendo um índice de citações, informando, para cada artigo, os

documentos por ele citados e os documentos que o citaram. Além disso, possui hoje mais de 9.000 periódicos indexados (WEB OF SCIENCE, 2024). Já o Scopus é um banco de dados de resumos e citações que abrange mais de 28.300 títulos de mais de 7.000 editoras, incluindo periódicos revisados por pares, publicações comerciais, séries de livros e atas de conferências (SCOPUS, 2024).

A busca nas bases de dados mencionadas foi limitada ao período entre janeiro de 2013 e dezembro de 2024. Embora a DEA tenha surgido em 1978, a busca preliminar indicou que a primeira evidência científica da aplicação dessa metodologia em PSNA ocorreu em 2013 (BUTTON; NEIVA, 2013).

Os termos indexadores, suas combinações e os conectores utilizados em ambas as bases de dados para a busca dos estudos foram: “*data envelopment analysis*” AND “*air navigation service providers*” OR “*air navigation services*”. Tais palavras-chaves foram escolhidas por se relacionarem diretamente com a questão-problema desta pesquisa, além de viabilizar uma estratégia sistemática e reproduzível referente à seleção das evidências científicas.

Com o objetivo de ampliar ao máximo as fontes de busca, em ambas as bases não foi realizada nenhuma exclusão face ao tipo de material a ser buscado nem ao idioma da publicação. Ademais, em relação à definição de preferência de localização desses indexadores no conteúdo da literatura, na WoS, foi realizada a busca em todos os campos e, na Scopus, os campos selecionados foram título, resumo e palavras-chaves.

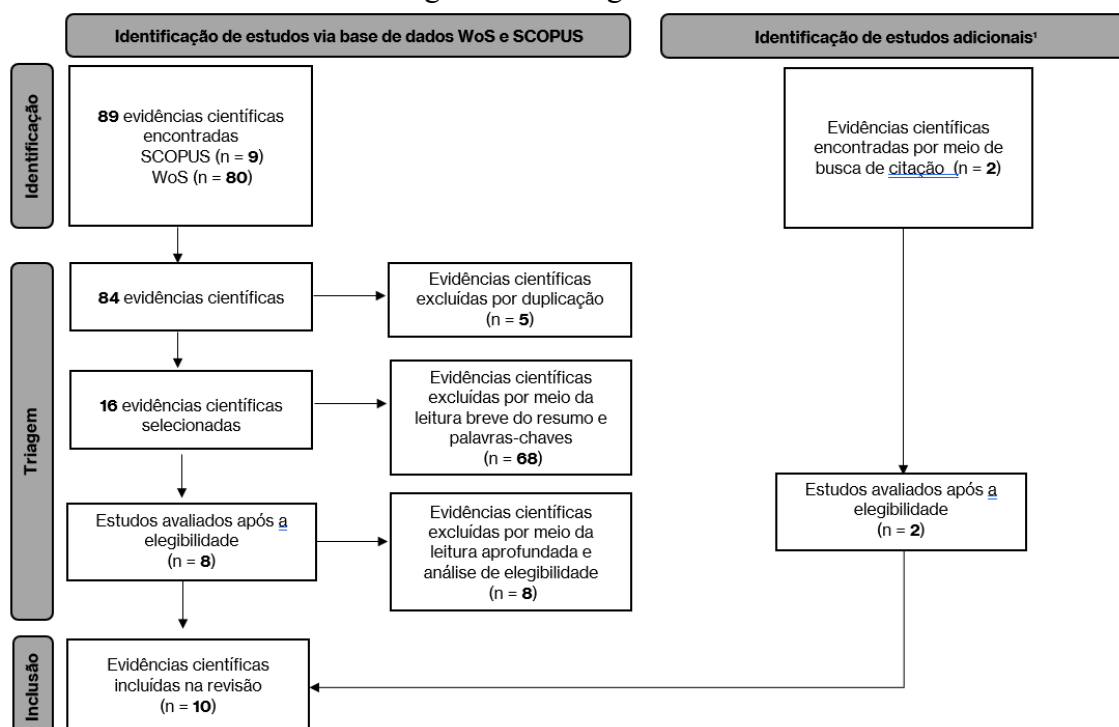
O resultado inicial da busca resultou em 89 evidências científicas, sendo 80 delas encontradas na base WoS e as demais na Scopus. Esses documentos foram analisados sob o escopo de duplicidade e dos critérios de inclusão e exclusão.

Inicialmente foram eliminadas as evidências científicas duplicadas em ambas as bases de dados consultadas, total de cinco duplicatas. Depois, como critério de exclusão, foram eliminados os documentos oriundos de entradas incorretas. Tais documentos foram excluídos, por meio da leitura breve do resumo e das palavras-chaves, ou por não serem pertinentes à DEA, ou se relacionavam à eficiência, porém não direcionavam para aplicação em PSNA. Aplicando esse critério, reduziu-se de 84 para 17 evidências científicas.

Com a leitura aprofundada da evidência científica e análise da elegibilidade a fim de avaliar a relevância para esta pesquisa, resultaram em oito evidências científicas encontradas como pertinentes para a revisão sistemática da literatura e, portanto, relacionadas ao escopo desta pesquisa. Por meio da análise de elegibilidade, foram eliminados estudos com abordagem superficial da eficiência em PSNA; direcionados para a avaliação do desempenho por meio de indicadores de performance; com a visão de modelo de negócios para os PSNA e, por fim, com

foco na eficiência do ATCO e de setorização do PSNA. Com a leitura dessas oito pesquisas, foram descobertas duas evidências referenciadas no corpo do estudo, não detectadas no processo de identificação e de triagem prévios. Após a análise de elegibilidade dessas evidências, elas foram inseridas nesta revisão. Ao final, foram incluídas dez evidências para compor a revisão sistemática da literatura, conforme esquematizado na Figura 3.

Figura 3 - Fluxograma PRISMA



¹ Os estudos adicionais foram descobertos quando avaliadas as evidências já encontradas nas base de dados (fase final da triagem).

Fonte: Page MJ *et al.* (2021)

4 ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Essa revisão sistemática da literatura analisou estudos sobre o emprego da Análise Envoltória de Dados (DEA) em Provedores de Serviço de Navegação Aérea (PSNA) publicados entre 2013 e 2024. A partir da triagem inicial, foram selecionados dez artigos diretamente relacionados a esta pesquisa para análise detalhada com base em critérios de inclusão e exclusão previamente estabelecidos. Os principais achados desta revisão são analisados e discutidos a seguir e estão compilados nos quadros 1, 2 e 3 de síntese das evidências científicas.

Nas evidências encontradas na literatura, o foco predominante da aplicação desta análise foi observado em PSNA europeus, devido à iniciativa europeia de superar a fragmentação do espaço aéreo por meio da busca por um Céu Único Europeu (SES) e mais eficiente (CUJIC *et al.*, 2015), com a implementação de Blocos de Espaço Aéreo Funcionais (FABs) (BUTTON;

NEIVA, 2013) (STANDFUSS; SCHULTZ, 2017). Esse foco também pode estar relacionado à disponibilidade e à padronização de dados, realizados pela EUROCONTROL com a *Performance Review Commission (PRC) and Unit (PRU)*, que desempenha papel crucial no monitoramento e na revisão do desempenho do sistema de navegação aérea europeu, coletando dados anualmente e de modo padronizado (BUTTON; NEIVA, 2013; 2014) (CUJIC *et al.*, 2015) (BILOTKACH *et al.*, 2015) (STANDFUSS *et al.*, 2019) (STANDFUSS *et al.*, 2024). Vários artigos mencionam a utilização dessa fonte de dados.

Os estudos selecionados analisaram dados do período de 2002 a 2018. Alguns estudos mencionam que tais dados apresentam problemas (BUTTON; NEIVA, 2014) ou foram coletados ou calculados de maneiras distintas por alguns PSNA (STANDFUSS; SCHULTZ, 2017), sendo que a partir de 2008, a qualidade dos dados foi aprimorada, basicamente devido a melhorias em relação ao processo de coleta, especialmente nos indicadores escolhidos (STANDFUSS; SCHULTZ, 2017).

Já em relação ao modelo empregado na DEA, os estudos selecionados tenderam para o modelo de Retornos Variáveis de Escala (VRS) (BUTTON; NEIVA, 2013; 2014) ou utilizaram esse modelo em conjunto com o de Retornos Constantes de Escala (CRS) (ARNALDO *et al.*, 2014) (BILOTKACH *et al.*, 2015) (STANDFUSS; SCHULTZ, 2017; 2018) (STANDFUSS *et al.*, 2019; 2024). Cabe salientar que alguns estudos não descreveram o modelo adotado (GRIGOROV; MARK, 2014) (CUJIC *et al.*, 2015). A tendência pela aplicação do modelo VRS justifica-se por esse modelo possibilitar a distinção entre as eficiências técnica e de escala (BILOTKACH *et al.*, 2015) (STANDFUSS; SCHULTZ, 2018). Além disso, o modelo VRS permite uma modelagem mais realista da fronteira de produção, ao considerar que as DMU operam em diferentes escalas de produção (STANDFUSS; SCHULTZ, 2018) (STANDFUSS *et al.*, 2024). E os estudos que apresentam o emprego conjunto dos dois modelos (ARNALDO *et al.*, 2014) (BILOTKACH *et al.*, 2015) (STANDFUSS; SCHULTZ, 2017, 2018) (STANDFUSS *et al.*, 2019, 2024) — CRS e VRS — permitem a comparação de resultados de ambos os modelos, nos quais é possível identificar se a economia de escala é crescente ou decrescente (STANDFUSS; SCHULTZ, 2018).

Essa variação na economia de escala indica que a relação entre o tamanho operacional de um PSNA e sua eficiência não é linear e pode mudar à medida que o tamanho aumenta. O tamanho operacional de um PSNA é uma característica multifacetada que engloba, por exemplo, volume de tráfego, dimensão do espaço aéreo, número de controladores de tráfego aéreo, horas de voo, complexidade de tráfego e infraestrutura operacional. Compreender o tamanho operacional dos PSNA é crucial para avaliar a eficiência.

Por exemplo, um PSNA está sujeito a economias de escala crescentes quando um aumento na quantidade de seus *inputs* (recursos utilizados) leva a um aumento proporcionalmente maior em seus *outputs* (serviços ou produtos gerados). Standfuss e Schultz (2017) mencionam que PSNA com um pequeno tamanho operacional poderiam alcançar melhorias de eficiência por meio da estrutura dos FABs, sugerindo operação sob retornos crescentes de escala. Por outro lado, esses autores relatam que o PSNA está sujeito a economias de escala decrescentes quando um aumento na quantidade de seus *inputs* leva a um aumento proporcionalmente menor em seus *outputs*, ou seja, à medida que o PSNA cresce, ele pode se tornar menos eficiente em termos relativos. Standfuss e Schultz (2017) sugerem que o modelo revela retornos decrescentes de escala para os PSNA maiores.

A orientação da análise está relacionada à perspectiva de avaliação da eficiência do PSNA e dependerá dos objetivos dessa análise. No contexto dos PSNA, uma análise orientada para *inputs* pode questionar qual a menor quantidade de recursos (por exemplo, custos operacionais e com pessoal) necessária para manter o nível atual de serviços de navegação aérea (por exemplo, voos controlados e horas de voo) (STANDFUSS *et al.*, 2019). Esses autores sugerem que como a saída dos PSNA pode ser vista como determinada pela demanda das companhias aéreas, uma DEA orientada para *inputs* pode ser mais apropriada. Para PSNA, uma orientação a *outputs* também poderia ser aplicada, por exemplo, para investigar qual o aumento máximo dos serviços de navegação aérea (*outputs*) que poderia ser alcançado com os recursos empregados (*inputs*). Uma aplicação de ambas as orientações pode ser utilizada para verificar a robustez do resultado, como os realizados por Bilotkach *et al.* (2015), Standfuss e Schultz (2017; 2018) e Standfuss *et al.* (2019; 2024).

Tal emprego conjunto de orientações corresponde a 50% do total de trabalhos analisados. Portanto, é importante que a escolha da orientação esteja justificada e considere as características das DMU, bem como os objetivos da análise.

A DEA permite o emprego de técnicas complementares para corrigir limitações estatísticas ou permitir *insights* aprofundados (STANDFUSS; SCHULTZ, 2018). Uma dessas técnicas é chamada de *bootstrapping*, que permite realizar inferências estatísticas sobre os resultados da DEA, como a correção do viés nas pontuações de eficiência e a obtenção de intervalos de confiança. Tal técnica foi observada nos estudos de Button e Neiva (2013; 2014), Bilotkach *et al.* (2015) e Standfuss *et al.* (2024).

Outras técnicas adicionais foram observadas, tais como: análises de regressão por Mínimos Quadrados Ordinários (OLS) (BUTTON; NEIVA, 2013; 2014) (GRIGOROV; MARK, 2014) e pelo Modelo Tobit (STANDFUSS *et al.*, 2019). De modo geral, as análises de

regressão permitem entender “como” as variáveis independentes, ou seja, aquelas que podem impactar a eficiência, se relacionam com as variáveis dependentes, que são a medida da eficiência dos PSNA, obtida por meio da DEA e que variam de 0 a 1. Enquanto a análise por OLS não considera os limites de valores da variável dependente, o Modelo Tobit respeita esse limite ao manter os resultados dentro dele. Constatou-se também, como técnica complementar, coeficientes de correlação para identificar as variáveis que seriam consideradas (ARNALDO *et al.*, 2014), e, com isso, evitar a escolha de variáveis que refletissem o mesmo efeito. Pode-se dizer que o emprego de coeficiente de correlação é uma etapa preparatória para a aplicação da DEA, enquanto as análises de regressão são realizadas a partir dos resultados encontrados na DEA, mas não são etapas compulsórias por não estarem presentes em todas as fontes encontradas (CUJIC *et al.*, 2015) (BILOTKACH *et al.*, 2015) (STANDFUSS; SCHULTZ, 2017; 2018) (STANDFUSS *et al.*, 2024).

A técnica de medidas baseadas em *slacks* (folgas) (CUJIC *et al.*, 2015) (STANDFUSS *et al.*, 2024) e de emprego da Super-eficiência DEA (STANDFUSS *et al.*, 2024) também foram observadas. A primeira é abordada nos estudos como uma forma de refinar a análise de eficiência na DEA, especialmente quando se considera a presença de *outputs* indesejáveis. Em termos numéricos, um PSNA analisado será considerado eficiente somente se todos os valores de *slack* forem iguais a zero, indicando que não há necessidade de melhoria em *inputs* ou *outputs* (CUJIC *et al.*, 2015). Essa metodologia se revela especialmente relevante na análise de *outputs* indesejáveis, pois possibilita a quantificação da redução necessária desses *outputs* para a otimização da eficiência. Contudo, a aplicação prática da Análise Envoltória de Dados (DEA) baseada em *slacks* em um dos estudos resultou em valores instáveis, suscitando questionamentos quanto à sua adequação a determinados contextos de avaliação de PSNA (STANDFUSS *et al.*, 2024), visto que os provedores têm pouca influência sobre o *output*.

Já o emprego da Super-eficiência DEA, diferentemente dos resultados da DEA padrão, permite resultados de eficiência acima de 100%. É utilizado com dois propósitos: ranquear unidades eficientes, permitindo distinguir e ordenar as unidades que foram consideradas igualmente eficientes na análise DEA padrão; e identificar *outliers* (valores atípicos) e anomalias, existentes em PSNA que consistentemente apresentam pontuações de super-eficiência significativamente mais altas do que as demais.

A variabilidade das variáveis empregadas como *inputs* e *outputs* nos estudos sobre a eficiência dos PSNA europeus refletem a complexidade da produção de serviços de gestão de tráfego aéreo. A seleção dessas variáveis é crucial para a validade e interpretação das análises de eficiência realizadas.

As variáveis de *outputs* buscam quantificar os serviços ou resultados gerados pelos PSNA. As mais frequentemente utilizadas incluem medidas de total de horas de voo controladas e o número de movimentos de aeronaves IFR (*Instrument Flight Rules*) controlado nos aeroportos. Essas variáveis representam os principais serviços operacionais fornecidos pelos PSNA, abrangendo tanto o controle em rota quanto o controle terminal. Alguns estudos também empregam uma variável composta, *composite flight hours* (CFH), que agrega horas de voo e movimentos aeroportuários utilizando um fator de ponderação baseado nos custos médios (STANDFUSS *et al.*, 2024). A escolha entre *outputs* individuais (horas de voo e movimentos) ou uma medida composta (CFH) é um ponto de discussão, com alguns autores argumentando que o uso de CFH pode introduzir vieses (BILOTKACH *et al.*, 2015).

Em relação aos *inputs*, o pessoal é um *input* fundamental, frequentemente representado pelo número de controladores de tráfego aéreo (ATCOs) ou pelas horas trabalhadas pelos ATCOs. É importante notar que alguns estudos também consideram o pessoal não-ATCO como um *input* (BILOTKACH *et al.*, 2015) (STANDFUSS; SCHULTZ, 2017). A seleção de *inputs* busca capturar os principais fatores que impulsionam a produção de serviços de navegação aérea, equilibrando a inclusão de todos os recursos relevantes com a limitação do número de variáveis para manter a robustez do modelo DEA.

Standfuss *et al.* (2017; 2019) relatam que a DEA tende a identificar um número elevado de unidades eficientes quando há um número limitado de entidades (PSNA) combinado com um elevado número de *inputs* e *outputs*. Logo, esses estudos apontam para a importância de limitar o número de variáveis (*inputs* e *outputs*) nos modelos DEA aplicados à avaliação da eficiência dos PSNA europeus, a fim de evitar um número excessivo de unidades consideradas eficientes. Tal preocupação com o número de variáveis vai ao encontro da regra de ouro empírica e estatística existente na DEA. Essa regra relaciona o número de unidades de tomada de decisão (DMUs) com o número de *inputs* e *outputs*. A regra sugere que, se o número de *inputs* e *outputs* for alto em comparação ao número de DMUs, uma grande porcentagem das unidades será determinada como eficiente. Em termos numéricos, sugere-se que o número de DMUs deve ser pelo menos tão grande quanto o maior valor entre o triplo da soma do número de *inputs* e *outputs*, e o produto do número de *inputs* e *outputs* (COOPER; SEIFORD; TONE, 2007, p. 284) (TOLOO; TICHY, 2015).

Ademais, os fatores que afetam a eficiência dos PSNA europeus abrangem uma variedade de aspectos operacionais e de custos, assim como de recursos humanos e organizacionais, sendo que a complexidade de tráfego é o fator mais mencionado nos estudos analisados. Ter conhecimento dos fatores permite compreender as causas de ineficiência e

possibilita a implementação de melhorias no gerenciamento de tráfego aéreo.

Apesar das contribuições significativas desta revisão, algumas limitações devem ser destacadas. A maioria dos estudos revisados apresentou limitações inerentes à natureza dos dados, que incluem disponibilidade e falta de uniformidade na coleta (STANDFUSS; SCHULTZ, 2018) (STANDFUSS *et al.*, 2024) e até escassez de dados (GRIGOROV; MARK, 2014), e, por último, a utilização de dados financeiros foi particularmente questionada devido às heterogeneidades nos níveis de preços e salários entre os países europeus (STANDFUSS *et al.*, 2024).

Diante do exposto, a revisão sistemática aponta que a metodologia DEA oferece *insights* valiosos sobre o desempenho do sistema ATM, à nível de PSNA. Desafios ainda persistem ao se deparar com a heterogeneidade entre os PSNA, a implementação efetiva dos FABs e os dados utilizados. As particularidades operacionais, regulatórias e de disponibilidade de dados podem variar significativamente entre a Europa e outros países. Pesquisas futuras poderiam concentrar-se na adaptação dos modelos DEA utilizados nos estudos europeus, incluindo a seleção de *inputs* e *outputs* relevantes e a consideração de fatores contextuais específicos do sistema de navegação aérea brasileiro. Ao aplicar a metodologia DEA a PSNA brasileiros, seria possível realizar *benchmarking* comparativo com os resultados obtidos para os PSNA europeus e de outras regiões.

Quadro 1 - Síntese das evidências científicas: Escopo geral

N	Autor(es)	Período dos dados	Modelo de DEA	Uso de técnica adicional	Orientação	Foco do estudo
1	Button e Neiva (2013)	2002-2010	VRS	<i>Bootstrapping</i> e Regressão por Mínimos Quadrados Ordinários (OLS)	<i>inputs</i>	Eficiência relativa dos FABs
2	Button e Neiva (2014)	2002-2009	VRS	<i>Bootstrapping</i> e Regressão por Mínimos Quadrados Ordinários (OLS)	<i>inputs</i>	Eficiência relativa dos PSNA europeus
3	Grigorov e Mark (2014)	2003	n.a.	Regressão por Mínimos Quadrados Ordinários (OLS)	<i>outputs</i>	Construção de Modelo de Produtividade do Serviço ATC (MASP) para mensuração da sustentabilidade de uma organização com foco na eficiência e eficácia
4	Arnaldo <i>et al.</i> (2014)	2001-2011	CRS/VRS	Análise de correlação	<i>inputs e outputs</i>	Eficiência relativa e a produtividade dos PSNA europeus
5	Cujic <i>et al.</i> (2015)	2009-2011	n.a.	Medidas Baseadas em <i>Slacks</i> (SBM)	<i>inputs e outputs</i>	Eficiência relativa dos PSNA europeus
6	Bilotkach <i>et al.</i> (2015)	2002-2011	CRS/VRS	<i>Bootstrapping</i> e Índice Malmquist	<i>outputs</i>	Eficiência relativa dos PSNA europeus
7	Standfuss e Schultz (2017)	2014	CRS/VRS	n.a.	<i>inputs</i>	Investigação de ganhos de eficiência por meio da implementação da estrutura dos FABs em PSNAs europeus
8	Standfuss e Schultz (2018)	2003-2016	CRS/VRS	Índice Malmquist	<i>inputs</i>	Avaliação do desempenho dos PSNAs europeus através de <i>benchmarking</i>
9	Standfuss <i>et al.</i> (2019)	2014 e 2016	CRS/VRS	Análise de regressão (incluindo o Modelo Tobit)	<i>inputs</i>	Análise da relação entre a fragmentação e a eficiência dos PSNA europeus
10	Standfuss <i>et al.</i> (2024)	2008-2018	CRS/VRS	<i>Bootstrapping</i> , DEA Super Eficiência e Medidas Baseadas em <i>Slacks</i> (SBM)	<i>inputs</i>	Investigação da influência da fragmentação do espaço aéreo na eficiência do ATM europeu

Fonte: o autor (2025).

Quadro 2 - Síntese das evidências científicas: Relação de *inputs* e *outputs*

N	Autor(es)	Inputs											Outputs										
		Custos de provisão de gestão de tráfego aéreo/comunicações, navegação e vigilância (ATM/CNS) gate-to-gate	Outros custos gate-to-gate de serviços não relacionados ao controle (custos meteorológicos aeronáuticos, custos da EUROCONTROL, pagamentos por serviços regulatórios e de supervisão e pagamentos a autoridades governamentais)	Razão de voos diários/tempo de trânsito	Nº de ACC	Custos operacionais exceto custos com ATCO	Custos com ATCO	Unidade de Infraestrutura Composta (CIU)	Custos operacionais diretos	Horas de serviço dos ATCO	Nº ATCOs	Pessoal e horas de trabalho (exceto ATCOs)	Horas de voo controladas por regras de voo por instrumentos (IFR) pelo ANSP	Movimentos aeroportuários IFR controlados pelo ANSP	1/[Minutos de atrasos na gestão de fluxo de tráfego aéreo (ATFM) superiores a 15 minutos	Razão de horas de voo/tempo de trânsito	Horas de voo controladas	Nº ATCOs em OPS	Horas de serviço dos ATCOs	Número de setores	Número de horas de voo composto controladas (CFH)	Horas/setor e soma das horas- setor	Receitas totais
1	Button e Neiva (2013)	X	X								X	X		X									
2	Button e Neiva (2014)	X	X								X	X		X									
3	Grigorov e Mark (2014)			X											X								
4	Arnaldo <i>et al.</i> (2014)	X	X		X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
5	Cujic <i>et al.</i> (2015)	X	X		X	X	X	X					X	X							X	X	X
6	Bilotkach <i>et al.</i> (2015)	X			X	X					X	X											
7	Standfuss e Schultz (2017)				X	X	X	X	X	X	X	X	X									X	
8	Standfuss e Schultz (2018)				X	X	X	X	X	X	X	X	X									X	
9	Standfuss <i>et al.</i> (2019)				X	X	X	X	X	X	X	X	X									X	
10	Standfuss <i>et al.</i> (2024)						X	X	X	X	X	X	X									X	

Fonte: o autor (2025).

Quadro 3 - Síntese das evidências científicas: Fatores que afetam a eficiência

N	Autor(es)	Fatores que afetam a eficiência															
		Fragmentação do espaço aéreo	Estrutura institucional dos PSNAs	Complexidade do tráfego (densidade do tráfego e complexidade estruturada)	No de setores	Estrutura e Cultura Organizacionais	Tecnologia e Equipamentos	Habilidades especializadas/treinamentos	Condições meteorológicas	Tamanho e o volume do espaço aéreo	Atrasos de tráfego	Variabilidade temporal do tráfego aéreo	Crises econômicas/políticas	Heterogeneidade dos serviços prestados	Incertezas na previsão do tráfego	Esforços de coordenação	Flexibilidade do espaço aéreo
1	Button e Neiva (2013)	X	X	X	X												
2	Button e Neiva (2014)		X	X	X												
3	Grigorov e Mark (2014)			X		X	X	X									
4	Arnaldo <i>et al.</i> (2014)			X								X					
5	Cujic <i>et al.</i> (2015)	X									X	X					
6	Bilotkach <i>et al.</i> (2015)	X	X														
7	Standfuss e Schultz (2017)	X				X									X	X	
8	Standfuss e Schultz (2018)			X					X		X	X	X	X			
9	Standfuss <i>et al.</i> (2019)	X		X		X	X		X								
10	Standfuss <i>et al.</i> (2024)	X		X									X				

Fonte: o autor (2025).

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Em suma, esta revisão sistemática da literatura investigou a aplicação da Análise Envoltória de Dados (DEA) na avaliação da eficiência dos Provedores de Serviço de Navegação Aérea (PSNA) no período de 2013 a 2024. A análise revelou um predomínio de estudos focados em PSNA europeus, impulsionado pela iniciativa do Céu Único Europeu (SES) e pela disponibilidade de dados padronizados da EUROCONTROL. Os estudos analisados empregaram principalmente os modelos DEA com Retornos Variáveis de Escala (VRS) e, frequentemente, com Retornos Constantes de Escala (CRS), visando distinguir entre eficiências técnica e de escala e modelar a fronteira de produção de forma mais realista.

A seleção de *inputs* e *outputs* variou entre os estudos, refletindo a complexidade da produção de serviços de gestão de tráfego aéreo. As variáveis de *output* mais comuns incluíram horas de voo controladas e movimentos IFR, enquanto o número de controladores de tráfego aéreo foi um *input* fundamental em muitas análises. A revisão também identificou a

complexidade do tráfego como um dos fatores mais relevantes a afetar a eficiência dos PSNA.

A metodologia DEA foi frequentemente complementada por técnicas adicionais como *bootstrapping* para inferências estatísticas; análises de regressão (OLS e Modelo Tobit) para entender os impactos de variáveis externas; coeficientes de correlação para seleção de variáveis e, por fim, medidas baseadas em *slacks* e Super-eficiência DEA para refinar a análise e identificar *outliers*.

Apesar das valiosas contribuições, a revisão apontou limitações importantes relacionadas à disponibilidade, uniformidade, escassez e heterogeneidade dos dados, especialmente em relação a dados financeiros.

Em conclusão, a metodologia DEA demonstra ser uma ferramenta valiosa para gerar *insights* sobre o desempenho do sistema ATM no nível dos PSNA. No entanto, é crucial considerar a heterogeneidade entre os PSNA, os desafios na implementação de blocos de espaço aéreo funcionais (FABs) e as limitações dos dados disponíveis.

Pesquisas futuras poderiam se concentrar na adaptação dos modelos DEA utilizados em estudos europeus para o contexto específico do sistema de navegação aérea brasileiro, incluindo a seleção de *inputs* e *outputs* relevantes e a consideração de fatores contextuais singulares. A aplicação da DEA em PSNA brasileiros permitiria realizar *benchmarking* comparativo com os resultados obtidos para PSNA europeus e de outras regiões, oferecendo subsídios para melhorias na eficiência e qualidade dos serviços de controle de tráfego aéreo no Brasil.

REFERÊNCIAS

AZAMBUJA, A. M. V. **Análise de eficiência na gestão do transporte urbano por ônibus em municípios brasileiros**. 2002. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal de Santa Catarina, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Florianópolis, 2002.

BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W. Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. **Management Science**, v. 30, n. 9, p. 1078-1092, set. 1984.

BARBOSA, F. C.; FUCHIGAMI, H. Y. **Análise envoltória de dados: teoria e aplicações práticas**. 1. ed. Itumbiara: ULBRA, 2018.

BILOTKACH, V.; GITTO, S.; JOVANOVIĆ, R.; MUELLER, J.; PELS, E. Cost-efficiency benchmarking of European air navigation service providers. **Transportation Research Part A**, v. 77, p. 50-60, 2015. DOI:10.1016/j.tra.2015.04.007

BUTTON, K.; NEIVA, R. Single European Sky and the Functional Airspace Blocks: Will they improve economic efficiency? **Journal of Air Transport Management**, v. 33, p. 73-80, 2013. DOI: 10.1016/j.jairtraman.2013.06.012.

BUTTON, K.; NEIVA, R. Economic Efficiency of European Air Traffic Control Systems. **Journal of Transport Economics and Policy**, v. 48, n. 1, p. 65-80, jan. 2014.

CHARNES, A.; COOPER, W. W.; RHODES, E. Measuring the efficiency of decision making units. **European Journal of Operational Research**, v. 2, p. 429-444, 1978.

CHIAVENATO, I. **Introdução à Teoria Geral da Administração**. 9. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2014.

COOPER, William W.; SEIFORD, Lawrence M.; TONE, Kaoru. **Data Envelopment Analysis: a comprehensive text with models, applications, references and dea-solver software**. 2. ed. Nova York: Spring, 2007. 490 p.

COOPER, W. W.; LOVELL, C. A. K. History lessons. **Journal of Productivity Analysis**, v. 36, p. 193-200, 2011. DOI: 10.1007/s11123-011-0224-4.

ĆUJIĆ, M.; JOVANOVIĆ, M.; SAVIĆ, G.; LEVI JAKŠIĆ, M. Measuring the efficiency of air navigation services system by using DEA method. **International Journal for Traffic and Transport Engineering (IJTTE)**, v. 5, n. 1, 2015. DOI: 10.7708/ijtte.2015.5(1).05.

DE-LA-TORRE-UGARTE-GUANILO, M. C.; TAKAHASHI, R. F.; BERTOLOZZI, M. R. Revisão sistemática: noções gerais/Systematic Review: General Notions. **Rev. Esc. Enferm. USP**, v. 45, n. 5, p. 1260-1266, 2011.

DONATO, H.; DONATO, M. Etapas na Condução de uma Revisão Sistemática/Stages for Undertaking a Systematic Review. **Acta Médica Portuguesa**, v. 32, n. 3, p. 227-235, mar. 2019. DOI: 10.20344/amp.11923.

DONTHU, N.; KUMAR, S.; MUKHERJEE, D.; PANDEY, N.; LIM, W. M. How to conduct a bibliometric analysis: An overview and guidelines. **Journal of Business Research**, v. 133, p. 285-296, 2021. DOI: 10.1016/j.jbusres.2021.04.070.

FARRELL, M. J. The measurement of productive efficiency. **Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)**, v. 120, n. 3, p. 253-290, 1957.

GRIGOROV, Vladimir; MARK, Paula Rachel. Measuring the Sustainability of Air Navigation Services. In: EMROUZNEJAD, Ali; CABANDA, Emilyn (ed.). **Managing Service Productivity: using frontier efficiency methodologies and multicriteria decision making for improving service performance**. New York: Springer, 2014. p. 1-394. (ISSN 0884-8289)

INTERNATIONAL CIVIL AVIATION ORGANIZATION (ICAO). **Global Air Navigation Plan (GANP) 2016–2030**. 5. ed. Montreal: ICAO, 2016. (Doc 9750-AN/963).

INTERNATIONAL CIVIL AVIATION ORGANIZATION (ICAO). **Global Air Traffic Management Operational Concept**. 1. ed. Montreal: ICAO, 2005. (Doc 9854 AN/458).

INTERNATIONAL CIVIL AVIATION ORGANIZATION (ICAO). **Manual on Air Navigation Services Economics**. 5. ed. Montreal: ICAO, 2013. (Doc 9161).

LIU, J. S.; LU, L. Y. Y.; LU, W. M.; LIN, B. J. Y. Data envelopment analysis 1978–2010: A citation-based literature survey. **Omega**, v. 41, p. 3-15, 2013. DOI: 10.1016/j.omega.2010.12.006.

MARIANO, E. B. **Sistematização e comparação de técnicas, modelos e perspectivas não-paramétricas de análise de eficiência produtiva**. 2008. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Universidade de São Paulo, Escola de Engenharia de São Carlos, São Carlos, 2008.

MATOS, E.; PIRES, D. Teorias administrativas e organização do trabalho: de Taylor aos dias atuais, influências no setor saúde e na enfermagem. **Texto Contexto Enferm.**, Florianópolis, v. 15, n. 3, p. 508-514, jul.-set. 2006.

NEIVA, Rui. Air navigation services. In: NEIVA, Rui. **Institutional Reform of Air Navigation Service Providers: a historical and economic perspective**. Cheltenham: Edward Elgar Publishing Limited, 2015. Cap. 3. p. 1-171. DOI 10.4337/9781784712082.

OLAYODE, I. O. *et al.* Systematic review on the evaluation of the effects of ride-hailing services on public road transportation. **Transportation Research Interdisciplinary Perspectives**, v. 22, p. 100943, 2023. DOI:10.1016/j.trip.2023.100943.

PAGE M.J.; MCKENZIE, J.E.; BOSSUYT, P.M.; BOUTRON, I; HOFFMANN, T.C.; MULROW, C.D.; et al. **The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews**. *BMJ* 2021;372:n71. doi: 10.1136/bmj.n71. Disponível em: <https://www.prisma-statement.org/prisma-2020-flow-diagram>.

RATNER, S. V.; SHAPOSHNIKOV, A. M.; LYCHEV, A. V. Network DEA and its applications (2017–2022): A systematic literature review. **Mathematics**, v. 11, n. 9, 2141, 2023. DOI: 10.3390/math11092141.

SANDER, B. **Gestão da educação na América Latina: construção e reconstrução do conhecimento**. Campinas, SP: Autores Associados, 1995.

SANTOS, P. L. C. T.; MONTEIRO, P. A. A.; STUDIC, M.; MAJUMDAR, A. A methodology used for the development of an Air Traffic Management functional system architecture. **Reliability Engineering and System Safety**, v. 165, p. 445-457, 2017. DOI: 10.1016/j.ress.2017.05.022.

STANDFUSS, Thomas; SCHULTZ, Michael; FICHERT, Frank. Efficiency gains through Functional Airspace Blocks?: an analysis of economies of scale in european air traffic management. In: ITEA ANNUAL CONFERENCE AND SCHOOL ON TRANSPORTATION ECONOMICS, 1., 2017, Barcelona. **Paper**. [S.L.]: Itea Barcelona, 2017. p. 1-9. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/320797652_Efficiency_gains_through_Functional_Airspace_Blocks_An_analysis_of_Economies_of_Scale_in_European_Air_Traffic_Management. Acesso em: 10 dez. 2024.

STANDFUSS, T.; FICHERT, F.; SCHULTZ, M.; STRATIS, P. Efficiency losses through fragmentation? Scale effects in European ANS provision. **Competition and Regulation in Network Industries**, v. 20, n. 4, p. 275-289, 2019. DOI: 10.1177/1783591719848859.

STANDFUSS, T.; HIRTE, G.; SCHULTZ, M.; FRICKE, H. Efficiency assessment in European air traffic management—A fundamental analysis of data, models, and methods. **Journal of Air Transport Management**, v. 115, p. 102523, 2024. DOI: 10.1016/j.jairtraman.2023.102523.

STANDFUSS, T.; SCHULTZ, M. Performance Assessment of European Air Navigation Service Providers. *In: IEEE/AIAA DIGITAL AVIONICS SYSTEMS CONFERENCE (DASC), Anais...*, 37., 2018, London: IEEE, 2018. p. 1-10. DOI: 10.1109/DASC.2018.8569839.

TOLOO, Mehdi; TICHÝ, Tomáš. Two alternative approaches for selecting performance measures in data envelopment analysis. **Measurement**, [S.L.], v. 65, p. 29-40, abr. 2015. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.measurement.2014.12.043>.

TRANFIELD, D.; DENYER, D.; SMART, P. Towards a methodology for developing evidence-informed management knowledge by means of systematic review. **British Journal of Management**, v. 14, p. 207-222, 2003.

ANEXO B – DECISÃO EDITORIAL: ACEITE DA SUBMISSÃO DO ARTIGO



MILTON OLIVEIRA <maomilton@gmail.com>

[rbac&cia] Decisão editorial

1 mensagem

JAIRO AFONSO HENKES via <pen-bounces@emmuvens.com.br>
Responder a: JAIRO AFONSO HENKES <jairohenkes333@gmail.com>
Para: MILTON ALEXANDRE DE OLIVEIRA <maomilton@gmail.com>, CARLOS EDUARDO VALLE ROSA <eduvale80@hotmail.com>

1 de abril de 2025 às 10:21

MILTON ALEXANDRE DE OLIVEIRA, CARLOS EDUARDO VALLE ROSA:

Nós chegamos a uma decisão referente a sua submissão para o periódico Revista Brasileira de Aviação Civil & Ciências Aeronáuticas, "EFICIÊNCIA DOS PROVEDORES DE SERVIÇO DE NAVEGAÇÃO AÉREA (PSNA) POR MEIO DA ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS (DEA): REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA".

Nossa decisão é de: Aceitar a Submissão. Vosso artigo foi aceito para a Ed. v.5, n.2 (2025).

Solicitamos enviar um Mini CV dos autores, com: formação, titulação, vinculação e e-mail de contato. Se tiverem contatos em redes sociais como Instagram, Facebook e LinkedIn, favor encaminhar para posterior divulgação da publicação.

Solicitamos o envio do comprovante da taxa de submissão e de publicação.

Atenciosamente,

Prof. Jairo Afonso Henkes

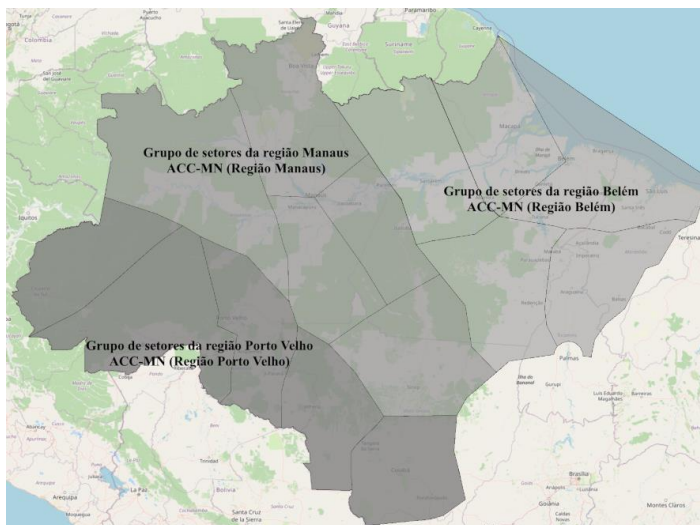
Editor RBAC&CIA

[Revista Brasileira de Aviação Civil & Ciências Aeronáuticas](#)

ANEXO C – DMUs E SEUS GRUPOS DE SETORES

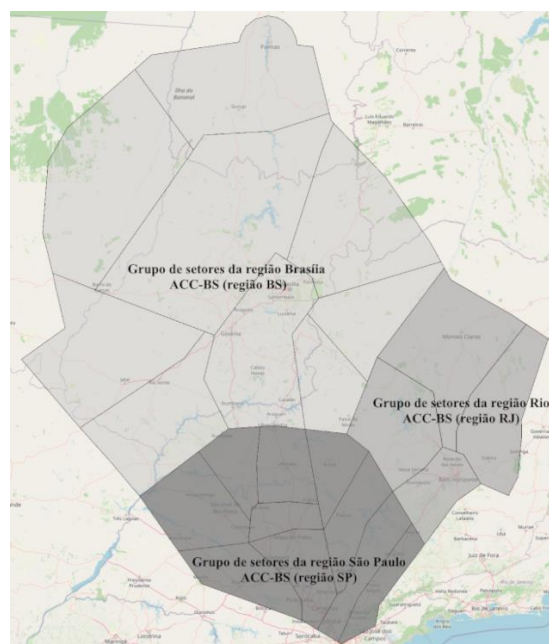
O ACC MN e o ACC BS foram analisados sob o escopo de três DMUs distintas, por empregar os seus *inputs* em proporções diferentes para produzir os mesmos *outputs* analisados. Conforme demonstrado nas Figuras X e Z. Cada um desses órgãos de controle de tráfego aéreo exerce as atividades de controle de tráfego aéreo em três regiões de espaço aéreo, tendo cada uma sua própria denominação de acordo com a localização geográfica do espaço aéreo.

Figura X – ACC-MN e a divisão em 3 DMUs de análise



Fonte: O autor

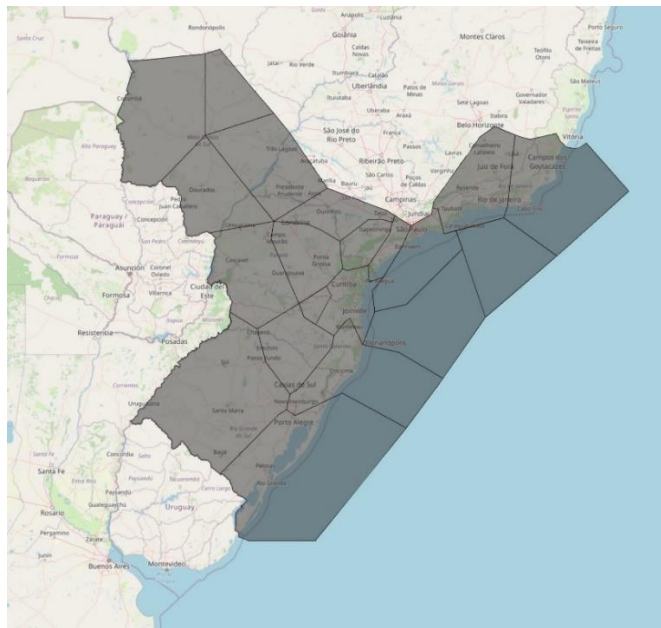
Figura Z – ACC-BS e a divisão em 3 DMUs de análise



Fonte: O autor

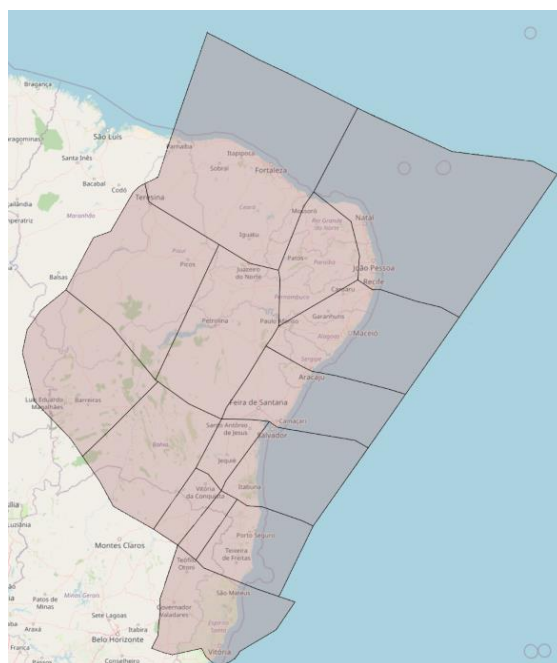
As demais figuras das outras onze DMUs analisadas, bem como os seus respectivos espaços aéreos constam a seguir. Todas as imagens foram obtidas por meio do acesso ao GeoAISWEB, plataforma desenvolvida pelo Departamento de Controle do Espaço Aéreo (DECEA). Essa plataforma tem como principal objetivo disponibilizar informações geoespaciais relacionadas ao espaço aéreo brasileiro, especialmente no contexto do Gerenciamento do Espaço Aéreo (ATM).

Figura A – ACC-CW e grupo de setores



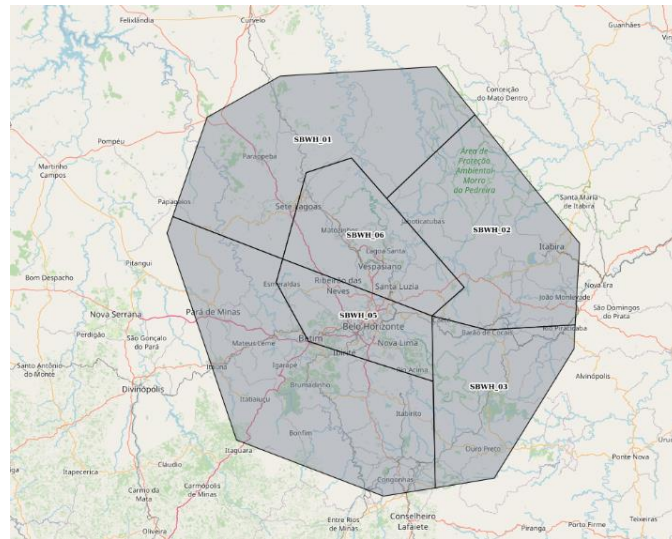
Fonte: O autor

Figura B – ACC-RF e grupo de setores



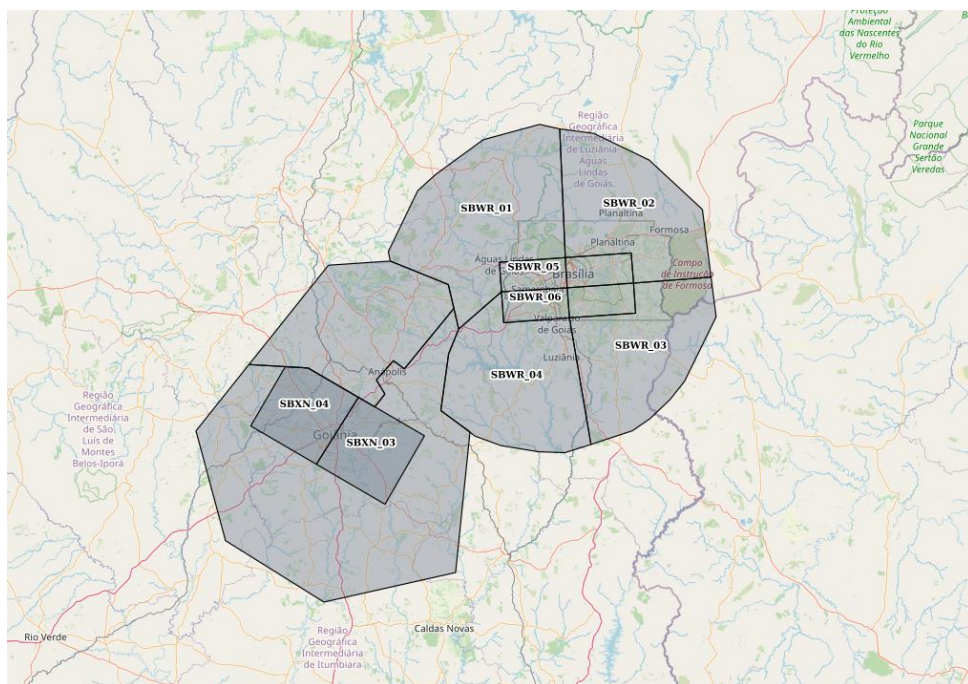
Fonte: O autor

Figura C – APP-BH e grupo de setores

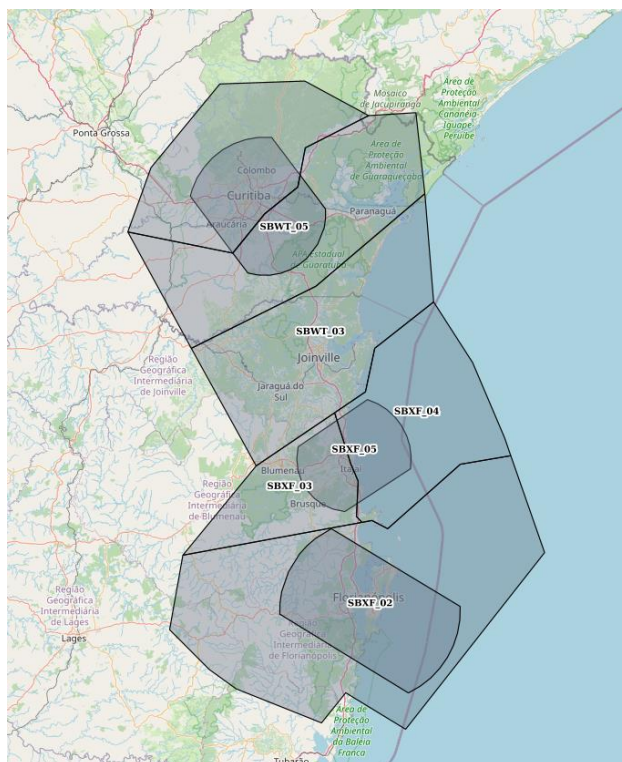


Fonte: O autor

Figura D – APP-BR e grupo de setores

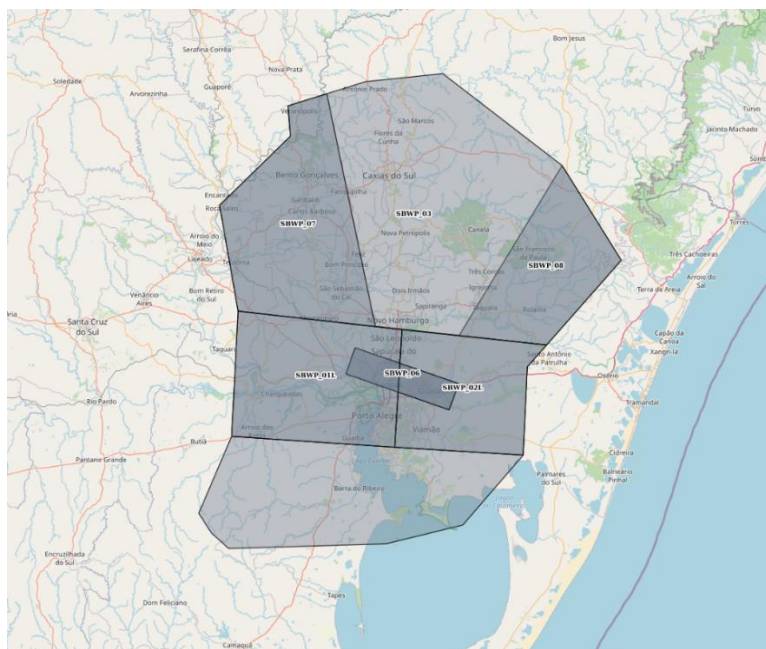


Fonte: O autor

Figura E – APP-CT e APP-FL e grupo de setores²

Fonte: O autor

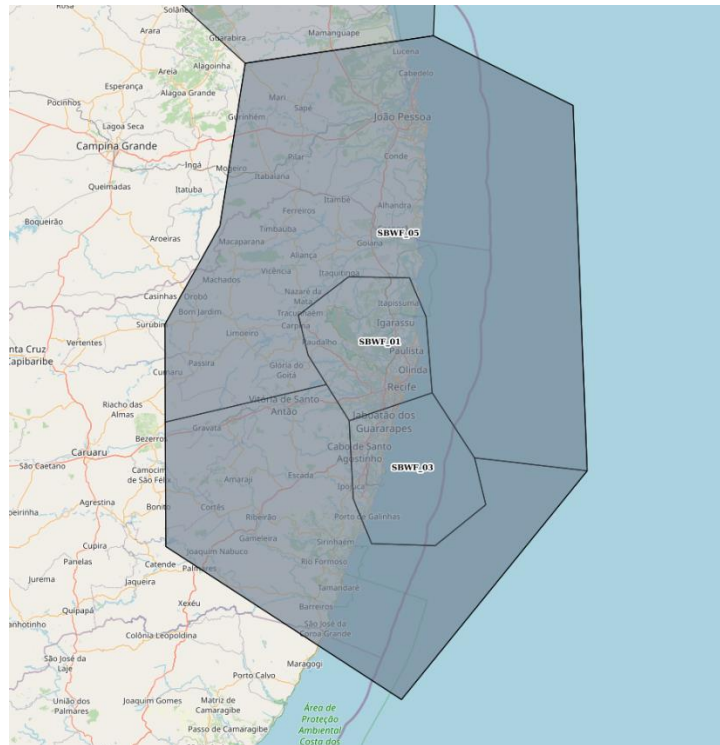
Figura F – APP-PA e grupo de setores



Fonte: O autor

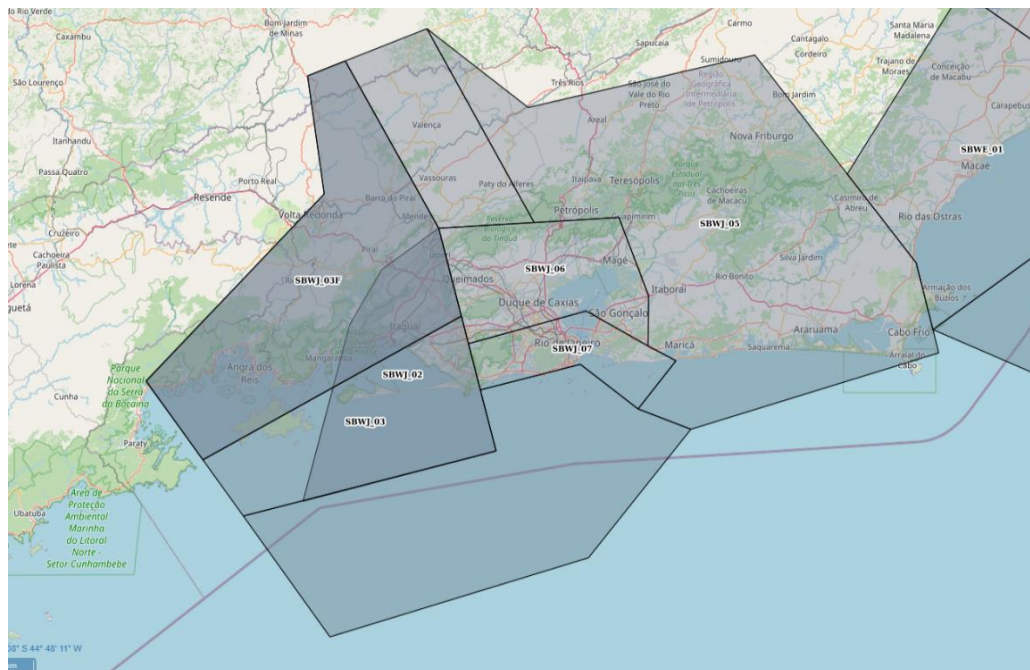
² As DMUs APP CT e APP FL foram inseridas na mesma figura fins de facilitar a visualização. Os setores com a codificação SBWT correspondem ao espaço aéreo do APP CT e os setores com a codificação SBXF, ao APP FL

Figura G – APP-RF e grupo de setores



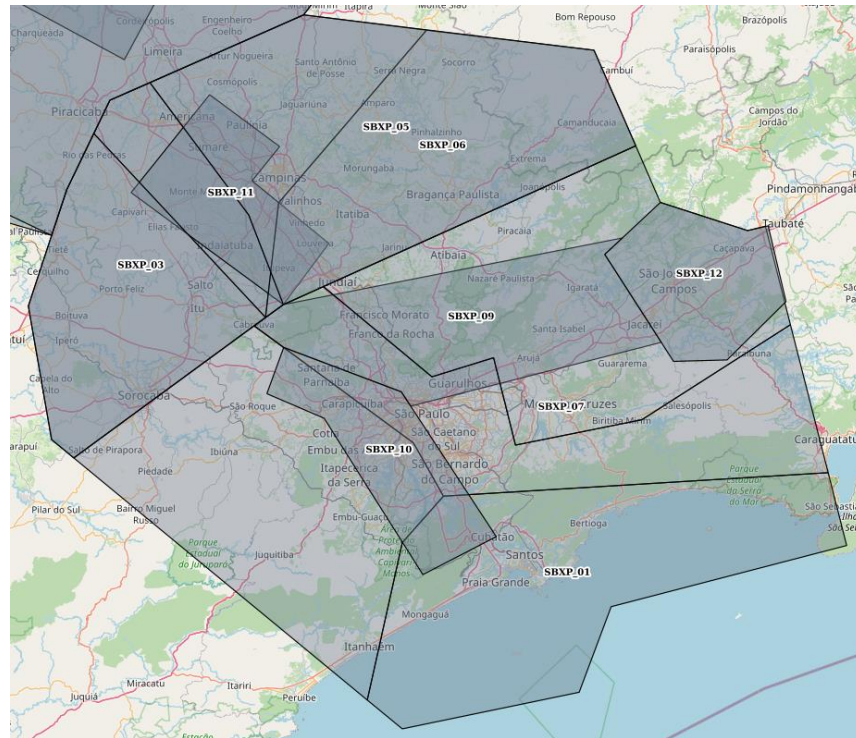
Fonte: O autor

Figura H – APP-RJ e grupo de setores



Fonte: O autor

Figura I – APP-SP e grupo de setores



Fonte: O autor

Figura J – APP-MN e grupo de setores



Fonte: O autor

ANEXO D – MANUAL DE MENSURAÇÃO DA EFICIÊNCIA RELATIVA

**MINISTÉRIO DA DEFESA
COMANDO DA AERONÁUTICA
DEPARTAMENTO DE CONTROLE DO ESPAÇO AÉREO**



TRÁFEGO AÉREO

**MANUAL DE MENSURAÇÃO DA EFICIÊNCIA
RELATIVA EM ÓRGÃOS DE CONTROLE DE
TRÁFEGO AÉREO**

2025

CAPÍTULO I

DISPOSIÇÕES PRELIMINARES

Seção Única

Finalidade e Âmbito

Art 1º Este manual tem por objetivo estabelecer um protocolo padronizado para a aplicação da Análise Envoltória de Dados (DEA) no contexto de avaliação de desempenho de unidades operacionais responsáveis pelo controle de tráfego aéreo, considerando os modelos com Retornos Constantes de Escala (CRS) e Variáveis de Escala (VRS). O manual também contempla procedimentos para análise de retornos de escala, *benchmarking*, definição de metas (alvos), uso da fronteira invertida (fronteira composta) e ranqueamento das unidades.

Art 2º As disposições estabelecidas neste Manual aplicam-se especialmente a profissionais com funções estratégicas e táticas dentro da estrutura de gestão de órgãos de controle de tráfego aéreo.

Art 3º A mensuração da eficiência estabelecida neste manual requer o uso de ferramenta computacional com linguagem R, como por exemplo, o RStudio.

Art 4º O tutorial presente neste manual foi empregado utilizando a linguagem R por meio do RStudio, ferramenta *open source*, ou seja, possui código aberto e pode ser acessado gratuitamente.

CAPÍTULO II

DISPOSIÇÕES GERAIS

Subseção I

Definições

Art 5º Os termos e expressões, abaixo relacionados e empregados nesta Instrução, têm os seguintes significados:

I – Análise Envoltória de Dados (DEA): Técnica não-paramétrica de avaliação de eficiência relativa entre unidades produtivas comparáveis, com base em múltiplos *inputs* e múltiplos *outputs*.

II – *Inputs*: insumos consumidos pela DMU (recursos humanos, horas de trabalho, etc.)

- III – *Outputs*: resultado gerado pela DMU (número de voos, horas de voo, etc.)
- IV – Modelo CRS: Modelo DEA que assume mudanças proporcionais nos *inputs* resultam em mudanças proporcionais nos *outputs*.
- V – Modelo VRS: Modelo DEA que permite retornos crescentes ou decrescentes à escala.
- VI – Unidade Tomadora de Decisão (DMU): Qualquer unidade organizacional ou operacional que utiliza *inputs* para produzir *outputs*, por exemplo, os órgãos de controle de tráfego aéreo.
- VII – Eficiência relativa: medida que compara cada unidade avaliada (DMU) com as melhores práticas observadas dentro do mesmo grupo analisado, com base nas combinações de *inputs* e *outputs*.
- VIII – Fronteira de eficiência: é a representação do conjunto de melhores desempenhos observados entre as unidades analisadas (DMUs). É uma referência construída a partir das unidades mais eficientes.
- XI – DMU eficiente: é a unidade que apresenta escore 1 de eficiência relativa após a análise envoltória de dados, com o emprego de, pelo menos um modelo, e uma orientação. A DMU eficiente compõe a fronteira de eficiência.
- X – DMU ineficiente: é a unidade que apresenta escore de eficiência relativa inferior a 1 após a análise envoltória de dados, com o emprego de, pelo menos, um modelo e uma orientação. A DMU ineficiente está abaixo da fronteira de eficiência.
- XI – *Benchmarking*: Comparação com DMUs eficientes para identificar metas de desempenho.

Subseção II

Responsabilidades

Art 6º Compete a área de gestão de desempenho operacional supervisionar a correta aplicação deste manual e revê-lo sempre que julgar oportuno.

CAPÍTULO III

ETAPAS DE MENSURAÇÃO DA EFICIÊNCIA RELATIVA

Subseção I

Definição do escopo da eficiência avaliada

Art 7º Para fins deste manual, considera-se como escopo da eficiência a ser avaliada o desempenho técnico-operacional das unidades de controle de tráfego aéreo, mensurado com base na relação entre recursos empregados (*inputs*) — como número de controladores e média de horas de trabalho no mês — e os resultados entregues (*outputs*) — como número de movimentos aéreos controlados e horas voadas.

Subseção II

Seleção das DMUs e das variáveis

Art 8º As DMUs selecionadas devem atender ao princípio da homogeneidade, ou seja, realizam atividades/tarefas semelhantes e empregam os mesmos *inputs* e *outputs*, variando apenas na quantidade deles.

Art 9º A escolha das variáveis deve seguir critérios de relevância, ou seja, refletir os fatores que influenciam a eficiência relativa que se pretende mensurar.

Art 10 Os dados devem ser mensuráveis e obtidos de fontes confiáveis, além de estarem disponíveis para todas as DMUs.

Subseção III

Seleção da Técnica de Mensuração, Modelos e Orientações dos Modelos

Art 11 A técnica empregada neste manual se refere à Análise Envoltória de Dados que permite ampliar a mensuração da eficiência para um conjunto de múltiplos *inputs* e *outputs*.

Art 12 Os modelos a serem empregados são os modelos clássicos de DEA chamados por CRS e VRS. O primeiro permite a obtenção do escore de eficiência relacionada a eficiência técnica global, enquanto o segundo se refere a eficiência técnica pura. A relação entre os resultados de ambos os modelos proporciona obter a eficiência de escala.

Art. 13 A orientação a ser adotada pode ser a *inputs* ou *outputs* ou pode fazer uso das duas orientações fins de atender a objetivos específicos de análise. A orientação a *inputs* foca na busca de minimização dos recursos para obter os mesmos resultados e a orientação a *outputs*, tem o objetivo de maximizar os resultados, mantendo os recursos empregados.

Subseção IV

Emprego da ferramenta computacional

Art. 14 A aplicação dos modelos da Análise Envoltória de Dados (DEA), tanto sob retornos constantes à escala (CRS) quanto sob retornos variáveis à escala (VRS), será operacionalizada por meio do RStudio como ferramenta padrão, já que fornece um ambiente de desenvolvimento integrado para a linguagem R de modo gratuito e com código aberto (*open source*).

Subseção V

Cálculo da Eficiência relativa pelos Modelo CRS e/ou VRS com base na(s) orientação(ões) escolhidas

Art. 15 Primeiramente, há a importação dos dados das variáveis selecionadas e organizadas a partir de arquivos Excel, por exemplo.

Art 16 Com base no Modelo de escolha, executa os comandos em linguagem R para obter os resultados.

Subseção VI

Análises e Cálculo da Eficiência de escala com base na(s) orientação(ões) escolhida(s)

Art 17 Após o cálculo da eficiência, a análise visa avaliar a eficiência relativa das unidades de estudo, identificando quais são eficientes e quanto as ineficientes precisam melhorar.

Art. 18 Há a realização da análise dos escores de eficiência obtidos nos modelos CRS e VRS e no cálculo da eficiência de escala (resultante da relação entre a eficiência do modelo CRS pelo modelo VRS).

Art 19 Com os escores obtidos das eficiências técnica global, pelo Modelo CRS, da eficiência técnica, pelo Modelo VRS, e da eficiência de escala, analisa-se se é eficiente ou ineficiente sob aspectos de gestão e/ou de escala, conforme fluxograma deste Manual.

Subseção VII

Análises da natureza dos retornos de escala

Art 20 A análise tem como objetivo de avaliar se a unidade está operando em sua escala ideal de produção e, caso não esteja, indicar a direção do ajuste necessário (crescimento ou redução) para melhorar sua eficiência.

Art 21 Essa análise é recomendada quando são obtidos escores de eficiência inferior a 1 no modelo CRS e igual a 1 no VRS ou quando todos os escores de eficiência são inferiores a 1 (no

modelo CRS, VRS e na eficiência de escala). Nela, identifica-se quais unidades operam sob condições de escala crescente, constante ou decrescente.

Art 22 A análise busca o entendimento acerca se o porte atual de uma unidade está adequado e se mudanças no seu tamanho poderiam gerar ganhos de eficiência. Com essa análise é possível identificar as DMUs que apresentam eficiência ou ineficiência de gestão e/ou de escala, permitindo vislumbrar direções para possíveis melhorias.

Subseção VIII

Análises de *benchmarking*

Art 23 Sempre que se julgar apropriado, por exemplo, quando houver elevado número de unidades eficientes, devem-se buscar abordagens que aprimorem o ranqueamento entre as unidades em termos de eficiência (tais como, fronteira invertida, super-eficiência ou eficiência-cruzada).

Art 24 Caso seja considerado o emprego da fronteira invertida como apropriado para eliminar as unidades “falsamente” eficientes, deve-se ser primeiro obtido os valores da eficiência nessa fronteira para então calcular a eficiência composta (constituída pela eficiência clássica obtida no modelos clássicos e pela fronteira invertida)

Art 25 A partir dos escores da eficiência composta, pode-se realizar o ranqueamento e obter as unidades *benchmarks*, por meio da linguagem R.

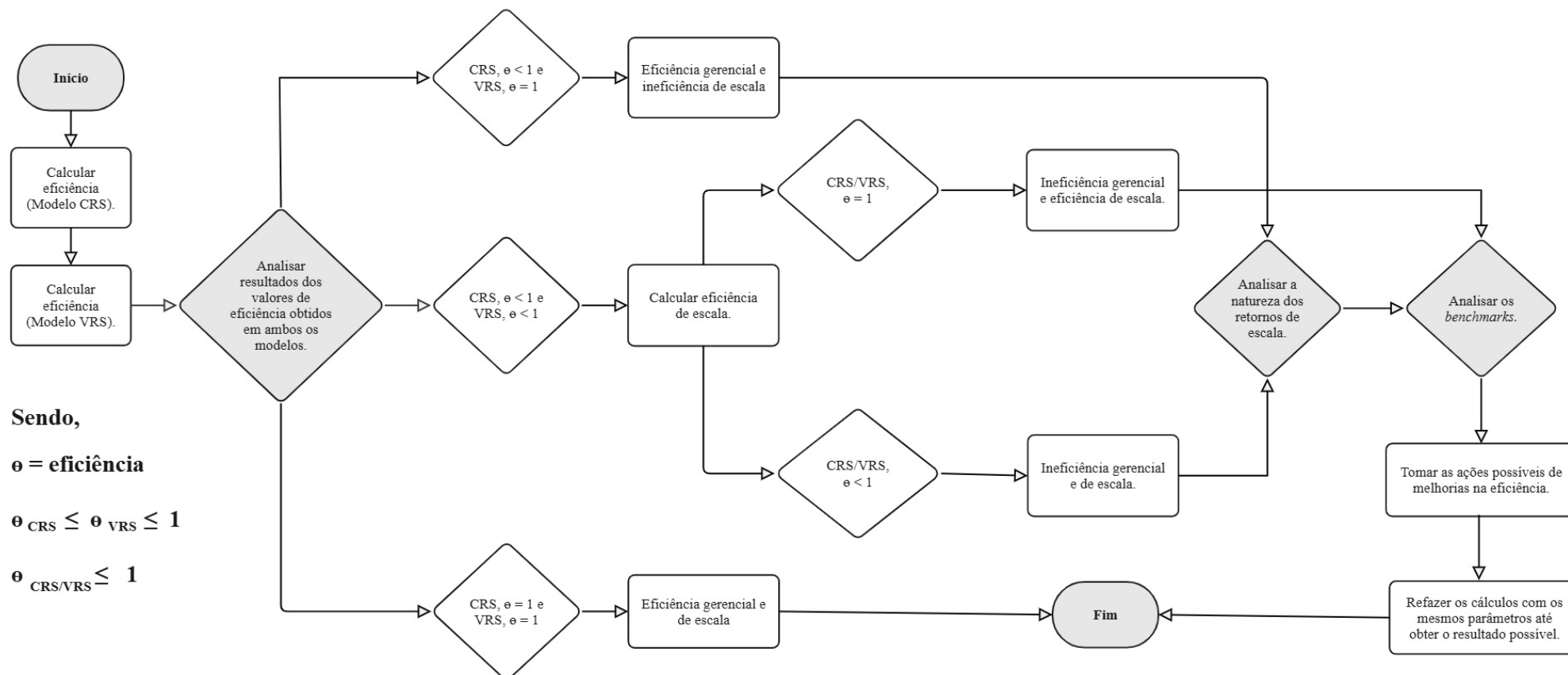
Art 26 As unidades *benchmarks* proporcionam as unidades ineficientes traçar metas de modo a tomar as ações possíveis de melhorias na eficiência.

CAPÍTULO IV

DISPOSIÇÕES FINAIS

Art 27 A aplicação da DEA deve ser contínua, permitindo a retroalimentação de dados e adaptação dos modelos à evolução operacional. Recomenda-se revisar periodicamente os *inputs* e *outputs* utilizados, bem como promover capacitação técnica na metodologia para os analistas envolvidos.

ANEXO A- FLUXOGRAMA DE RESOLUÇÃO



ANEXO B - TUTORIAL NA LINGUAGEM R

Passo 1: Preparação do ambiente do Rstudio para a inserção dos dados

Para a realização da análise DEA no *software* R, é necessário carregar previamente alguns pacotes que oferecem funcionalidades específicas para leitura de dados, aplicação dos modelos, organização das tabelas e exportação dos resultados. No presente trabalho, foram utilizados os seguintes pacotes:

```
#Bibliotecas ----
install.packages("readxl")
library(readxl)
library(deaR)
library(reshape2)
library(ggplot2)
library(gridExtra)
library(writexl)
```

O comando para instalar os pacotes em R é “`install.packages`“, caso o pacote nunca tenha sido usado, e para carregar o pacote é `library`.

O pacote `readxl` permite a importação de arquivos no formato `.xlsx`, sendo uma ferramenta útil para trabalhar diretamente com planilhas do Excel.

O pacote `deaR` é o principal recurso utilizado para a modelagem DEA, oferecendo uma estrutura completa para definir os dados de entrada e saída (inputs e outputs), aplicar diferentes modelos (como CRS ou VRS) e extrair indicadores de eficiência.

O pacote `reshape2` é utilizado para reorganizar os dados em diferentes formatos (por exemplo, transformar tabelas largas em longas), o que facilita a criação de visualizações e relatórios. Já o pacote `ggplot2` é empregado para a construção de gráficos com qualidade visual elevada, permitindo uma comunicação mais clara dos resultados.

O pacote `gridExtra`, por sua vez, permite a disposição de múltiplos gráficos em uma mesma tela ou relatório.

Por fim, o pacote `writexl` viabiliza a exportação dos resultados gerados em formato `.xlsx`, facilitando o compartilhamento e posterior edição das tabelas em softwares como o Excel.

Passo 2: Inserção dos dados das variáveis no ambiente do Rstudio

```
dados_julho <- read_excel("Teste DEA_julho.xlsx") #carregando o banco de dados
dados_DEA_julho <- make_deadata(dados_julho, ni = 2, no = 2) #definindo a quantidade
de colunas que são outputs e inputs
```

O primeiro passo da análise consiste em carregar a base de. Para isso, utiliza-se a função `read_excel()`, proveniente do pacote `readxl`, que permite a leitura direta de arquivos no formato `.xlsx`.

Em seguida, os dados são preparados para a aplicação do modelo DEA por meio da função `make_deadata()`, do pacote `deaR`. Esta função converte os dados brutos em um formato específico exigido pelo pacote para posterior aplicação dos modelos de eficiência. Nessa etapa, é necessário especificar o número de *inputs* (`ni = 2`) e o número de *outputs* (`no = 2`), de acordo com a estrutura da base de dados utilizada. O resultado dessa preparação é armazenado no objeto `dados_DEA_julho`, que passa a conter as informações organizadas segundo a lógica matricial exigida para os cálculos de eficiência.

Passo 3: Cálculo das eficiências pelos Modelos CRS e VRS

```
##Modelo VRS ----
modelo_DEA_julho_vrs <- model_basic(dados_DEA_julho, dm_u_ref = 1:17, dm_u_eval = 1:17,
orientation = "oo", rts = "vrs")

#modelo de escala variável para todas as 17 dm_u's

ef_vrs_julho <- 1/efficiencies(modelo_DEA_julho_vrs) #calculando a eficiência das
dm_u's

##Modelo CRS ----
modelo_DEA_julho_crs <- model_basic(dados_DEA_julho, dm_u_ref = 1:17, dm_u_eval =
1:17, orientation = "oo", rts = "crs")

# Eficiência técnica VRS (convertida para escala 0-1)
ef_crs_julho <- round(1 / efficiencies(modelo_DEA_julho_crs), 4)

##Eficiência de escala ----
eficiencia_escala = ef_crs_julho/ef_vrs_julho #divisão da eficiência do modelo de
escala constante pelo modelo de escala variável
```

Novamente, avaliam-se todas as 17 DMUs. As eficiências resultantes são armazenadas no vetor `ef_crs_julho`, com os valores arredondados para quatro casas decimais.

Passo 4: Cálculo da eficiência de escala

Por fim, calcula-se a eficiência de escala para cada DMU, obtida pela razão entre a eficiência global (modelo CRS) e a eficiência técnica pura (modelo VRS). Essa métrica permite avaliar se a unidade opera em sua escala ótima de produção ou se há ganhos potenciais por ajustes no porte da operação.

Procedimento semelhante é realizado para a orientação a *input*, alternando parâmetro `orientation = "oo"` para `orientation = "oi"`.

```
#Transforma os vetores em data frames

crs <- as.numeric(round(ef_crs_julho, 4)) #arredondando o valor da eficiência do
modelo de escala constante para 4 dígitos e declarando como numérico

vrs <- as.numeric(round(ef_vrs_julho, 4)) #arredondando o valor da eficiência do
modelo de escala variável para 4 dígitos e declarando como numérico

escala <- as.numeric(eficiencia_escala) #declarando a variável de eficiência_escala
como numérica

dmu_nomes <- names(eficiencia_escala) #extraíndo os nomes das DMU's

# Classificação com base nas regras

classificacao <- ifelse(crs == 1 & vrs == 1, "Eficiente (CRS = VRS = 1)",
                        ifelse(crs < 1 & vrs == 1, "Ineficiente por escala",
                                ifelse(crs < 1 & vrs < 1, "Ineficiente por gestão e
escala",
                                        ifelse(crs == 1 & vrs < 1, "Ineficiente por
gestão", "Outro"))))
```

Passo 5: Organização dos resultados

Após a estimativa dos escores de eficiência pelos modelos DEA, procede-se à construção da tabela final que consolida os resultados para cada uma das DMUs avaliadas.

```
# Criar a tabela final

tabela_resultado <- data.frame(

  DMU = dmu_nomes,

  Eficiencia_CRS = round(crs, 4),

  Eficiencia_VRS = round(vrs, 4),

  Eficiencia_Escala = round(escala, 4))

# Salvar o arquivo na pasta atual de trabalho

write_xlsx(tabela_resultado, "tabela_eficiencia_julho.xlsx")
```

Primeiramente, os vetores que contêm os valores de eficiência são convertidos em objetos do tipo numérico e arredondados para quatro casas decimais, assegurando uniformidade na apresentação dos dados. Esses vetores referem-se, respectivamente, à eficiência técnica global (modelo CRS), à eficiência técnica pura (modelo VRS) e à eficiência de escala (obtida pela razão entre CRS e VRS). Simultaneamente, extrai-se o nome das DMUs com base na estrutura da variável `eficiencia_escala`.

Passo 6: Classificação da DMU em eficientes e ineficientes

Esse passo pode ser orientado pelo fluxograma de resolução constante neste manual (Anexo A).

Cada DMU é classificada de acordo com o seu perfil de eficiência, utilizando-se regras condicionais. Se uma unidade apresenta eficiência plena tanto no modelo CRS quanto no VRS, ela é rotulada como "Eficiente (CRS = VRS = 1)", o que indica que opera com excelente gestão e na escala adequada. Caso apenas a eficiência no VRS seja igual a 1, a DMU é considerada "Ineficiente por escala", demonstrando boa gestão, mas com porte inadequado. Já a situação em que ambos os escores são menores que 1, caso a eficiência de escala seja igual a 1, haverá ineficiência gerencial, mas eficiência de escala. Se o escore da eficiência de escala também for menor que 1, haverá ineficiência tanto na gestão quanto na escala, conforme Fluxograma apresentado.

Com esses elementos, é construída a tabela "tabela_resultado", que sintetiza, para cada DMU, seus respectivos escores de eficiência e sua classificação. Por fim, essa tabela é exportada em formato .xlsx para o diretório atual de trabalho por meio da função `write_xlsx()`, possibilitando a análise e a disseminação dos resultados em planilhas acessíveis.

Passo 7: Análise dos resultados com base na natureza dos retornos de escala

Com o propósito de analisar os resultados obtidos de eficiência sob o escopo da natureza dos retornos de escala. **Tal análise recai para os casos em que a eficiência obtida pelo Modelo VRS (eficiência técnica pura) é maior do que a eficiência obtida pelo Modelo CRS (eficiência técnica global)**, conforme pode ser observado no fluxograma de resolução ($\Theta < 1$ e $\Theta = 1$, respectivamente no Modelo CRS e VRS ou $\Theta < 1$, em ambos o modelo CRS, com $\Theta < 1$ também na relação CRS/VRS).

```

modelo_setembro_oo_drs <- model_basic(dados_DEA_setembro, dmu_ref = 1:17, dmu_eval =
1:17, orientation = "oo", rts = "ndrs")

1/efficiencies(modelo_setembro_oo_drs)

modelo_setembro_oo_irs <- model_basic(dados_DEA_setembro, dmu_ref = 1:17, dmu_eval =
1:17, orientation = "oo", rts = "nirs")

1/efficiencies(modelo_setembro_oo_irs)

efficiencies(modelo_setembro_irs)

```

Passo 8: Análise dos *benchmarks*

Após a estimativa da eficiência técnica e da eficiência de escala, assim como a classificação das DMUs, o próximo passo consiste na identificação das unidades eficientes que servem como referência para aquelas consideradas ineficientes. Para isso, extrai-se a matriz de *benchmarking*, composta pelos coeficientes λ_j , que indicam em que medida cada DMU eficiente contribui para a formação da fronteira eficiente associada a uma unidade ineficiente.

De modo a obter uma análise de benchmarking mais criteriosa, pode-se aplicar uma abordagem de ranqueamento (por exemplo, fronteira invertida), empregada em conjunto com a mensuração da eficiência composta. Para então fazer a análise de benchmarking.

```

##Fronteira Invertida----
dados_julho_DEA_invertido <- make_deadata(dados_julho,
                                           inputs = 4:5, # Eram outputs
                                           outputs = 2:3) # Eram inputs

###VRS ----
# Modelo DEA Invertido (orientado a input, VRS)
modelo_invertido_julho_vrs_io <- model_multiplier(dados_julho_DEA_invertido,
                                                  dmu_ref = 1:17,
                                                  dmu_eval = 1:17,
                                                  orientation = "io",
                                                  rts = "vrs")

# Calcula eficiência técnica (DEA invertida)
eficiencia_invertida_julho_vrs_io <-
round(efficiencies(modelo_invertido_julho_vrs_io), 4)

eficiencia_invertida_julho_vrs_io

```

O trecho apresentado realiza o cálculo da eficiência composta considerando tanto a abordagem tradicional quanto a fronteira invertida, *inputs* são declarados como *outputs* e *outputs* como *inputs*, isso ocorrer em: $inputs = 4:5$, $outputs = 2:3$.

Inicialmente, os objetos *ef_tradicional* e *ef_invertida* são definidos com base nas eficiências técnicas previamente calculadas pelo modelo DEA VRS orientado a *input*. A eficiência tradicional refere-se à estimativa obtida com a estrutura original dos dados, enquanto a eficiência invertida resulta da troca entre *inputs* e *outputs*, mantendo a orientação e os retornos de escala.

A eficiência composta é, então, calculada a partir da média entre a eficiência tradicional e o complemento da eficiência invertida, utilizando a fórmula:

$$Eficiência\ Composta = \frac{Eficiência\ Tradicional + (1 - Eficiência\ Invertida)}{2}$$

Esse cálculo é operacionalizado pela função *round*, que ajusta os resultados finais para quatro casas decimais.

Em seguida, cria-se o objeto *tabela_composta*, um *data.frame* que reúne os escores de eficiência tradicional, invertida e composta, além da posição de cada DMU no ranqueamento geral. A ordenação é feita com a função *rank*, considerando os valores decrescentes da eficiência composta, e aplicando o critério "min" para tratar empates.

Por fim, a tabela resultante é exportada em formato Excel com o nome "ranking_eficiencia_composta_julho.xlsx" por meio da função *write_xlsx*, permitindo a consulta e utilização dos resultados em relatórios ou análises complementares.

Por fim, pode-se obter a análise de benchmarking, onde é possível conhecer quais DMUs eficientes são as referências das DMUs ineficientes.

```
benchmarking_julho <- as.data.frame(lambdas(modelo_DEA_julho_vrs))
write_xlsx(benchmarking_julho, "benchmarking_julho.xlsx")
```

A obtenção desses coeficientes é realizada por meio da função *lambdas()*, aplicada ao objeto gerado pelo modelo DEA orientado a *inputs* sob retornos variáveis de escala (modelo VRS). Esses valores são então convertidos para um *data.frame*, o que facilita sua manipulação e posterior exportação. A função *write_xlsx()* permite salvar os resultados em formato Excel, assegurando acessibilidade aos dados para futuras análises gerenciais ou relatórios.

Passo 9: Geração de gráfico

```
# Gera o gráfico

grafico_ef_agosto <- ggplot(df_long_agosto, aes(x = reorder(DMU, Eficiencia), y =
Eficiencia, fill = Eficiência)) +

  geom_bar(stat = "identity", position = "dodge") +

  labs(title = "Agosto",

        x = "DMUs", y = "Eficiência DEA", fill = "Eficiência") +

  theme(plot.title = element_text(size = 11)) +

  geom_hline(yintercept = 1, linetype = "dashed", color = "darkred") +

  scale_fill_manual(values = c("ef_classica" = "gray40",
                              "ef_invertida" = "gray70"),
                   labels = c("ef_classica" = "Clássica",
                              "ef_invertida" = "Invertida")) +

  coord_flip() +

  theme_minimal()
```

Para a visualização dos resultados pode haver a construção de um gráfico de barras horizontais. A função `ggplot()` é utilizada para definir a estrutura básica do gráfico, organizando as DMUs no eixo vertical conforme a ordem crescente de eficiência. A estética `fill = Eficiência` diferencia visualmente os dois modelos avaliados. Em seguida, `geom_bar()` cria as barras, posicionadas lado a lado para facilitar a comparação direta entre as abordagens. Por fim, o gráfico é exportado em alta resolução para o formato JPEG por meio da função `ggsave()`, com dimensões especificadas em pixels e densidade de 300 dpi, assegurando nitidez e qualidade para uso em relatórios e apresentações. O arquivo resultante é salvo com o nome "eficiencia_agosto.jpg" no diretório de trabalho do R.

Por fim, tanto a análise gráfica do ranqueamento das unidades analisadas quanto a análise sob o escopo da natureza de escala permitem melhor clareza e entendimento sobre quais escolhas podem ser tomadas em termos de melhorias de eficiência. Cabe reforçar que esse tutorial não esgota todas as possibilidades de comandos possíveis de serem executados em linguagem R, portanto, esse tutorial apenas exemplifica os principais comandos utilizados em linguagem R com a finalidade de nortear e motivar pesquisas futuras acerca da mensuração da eficiência por meio da DEA.